

人工智慧於金融交易和造市之運用 及其對金融市場之衝擊

結案報告書

委託研究單位：財團法人台北外匯市場發展基金會

受託研究單位：國立臺北科技大學資訊與財金管理學系

計畫主持人：

吳牧恩（國立臺北科技大學資訊與財金管理學系教授）

協同主持人：

謝明華（國立政治大學風險管理與保險學系教授）

李宜熹（東吳大學財務工程與精算數學系副教授）

鍾建屏（國立臺北科技大學資訊與財金管理學系副教授）

中 華 民 國 一 一 四 年 八 月 二 十 日

摘要

人工智慧（Artificial Intelligence, AI）透過機器學習、深度學習與強化學習等技術，已廣泛應用於演算法交易（Algorithmic Trading）與高頻交易（High-Frequency Trading, HFT），有效提升市場流動性、資訊效率及價格發現速度。然而，AI 模型的同質性與同步化反應，可能導致多數交易系統在特定訊息出現時出現一致性行為，放大市場波動與系統性風險。同時，深度學習與生成式 AI 模型缺乏可解釋性，增加監理機關與市場參與者辨識與控管潛在風險的難度。研究發現，美國證券交易委員會（SEC）與金融業監管局（FINRA）已要求演算法交易業者建立風險管理機制，並導入 AI 技術於市場監理；歐盟透過 MiFID II 與歐洲證券及市場管理局（ESMA）規範演算法交易並強化市場監測；亞洲則逐步透過原則性指引將 AI 交易納入監管架構中。本研究結合國際文獻回顧與深度訪談，分析 AI 在各金融市場之應用現況，評估其於市場預測、投資組合管理、自動化造市中的影響與潛在風險，並提出加強模型可解釋性、完善即時監控及跨機構合作等建議，以促進 AI 創新與金融市場穩定並行發展，維護市場公平性與透明度。

關鍵字：人工智慧、演算法交易、高頻交易、市場穩定性、自動化造市

目次

摘要.....	I
目次.....	II
圖目次.....	IV
表目次.....	V
第一章 導論.....	1
第一節 研究背景.....	1
第二節 研究目的與研究方法.....	4
第二章 人工智慧在金融市場的發展.....	6
第一節 人工智慧的簡介與發展歷程.....	6
第二節 人工智慧的核心技術.....	7
第三節 人工智慧在不同金融市場之適用性.....	13
第三章 人工智慧在金融市場的應用.....	17
第一節 預測與市場分析.....	17
第二節 交易模型與演算法交易.....	19
第三節 投資組合管理.....	20
第四章 人工智慧在金融市場造市之運用.....	22
第一節 自動化市場造市.....	22
第二節 微秒級報價技術與市場反應速度.....	23
第三節 提高市場流動性與價格發現效率.....	25
第四節 交易執行最佳化與最小化交易成本.....	26
第五章 人工智慧於金融交易之各國監理現況.....	28
第一節 美國的 AI 交易監理與應用.....	29
第二節 歐洲的 AI 交易監理與應用.....	31
第三節 亞洲的 AI 交易監理與應用.....	33
第六章 業界個案深度訪談.....	36
第一節 受訪者概況及背景.....	36
第二節 高頻交易公司觀點.....	37
第三節 量化交易公司觀點.....	40

第四節 專業投資人觀點.....	43
第五節 交易所從業人員觀點.....	45
第六節 問卷結果.....	47
第七節 小結.....	56
第七章 人工智慧對金融市場之衝擊	57
第一節 系統性風險與市場穩定性之衝擊.....	58
第二節 模型不透明性與可解釋性之衝擊.....	62
第三節 資訊不對稱與市場公平性之衝擊.....	65
第八章 結論與建議.....	67
第一節 研究總結.....	67
第二節 建議.....	71
附錄.....	74
參考文獻.....	77

圖目次

圖 1-1	演算法交易於各類資產占比.....	2
圖 2-1	金融交易中的 AI 技術.....	8
圖 6-1	投資操作績效分析.....	48
圖 6-2	交易與決策效率分析	48
圖 6-3	改善風險管理效果分析.....	49
圖 6-4	市場趨勢預測能力分析.....	49
圖 6-5	資料分析的精確性分析.....	50
圖 6-6	降低人為錯誤與操作風險分析.....	50
圖 6-7	技術成本過高分析.....	51
圖 6-8	AI 人才短缺分析.....	52
圖 6-9	資料品質不佳或不足分析.....	52
圖 6-10	AI 模型缺乏可解釋性分析.....	53
圖 6-11	法規或監理限制分析.....	53
圖 7-1	價格異常跳躍的平均變異比例.....	59
圖 7-2	歐洲股票市場活躍機構的交易活動集中度分析.....	60
圖 7-3	生成式 AI 於金融應用之主要風險.....	62

表目次

表 2-1	AI 於金融交易之應用型文獻整理.....	9
表 2-2	AI 於金融交易之綜述型文獻整理.....	9
表 5-1	各國 AI 交易監理與應用之差異.....	35
表 6-1	訪談對象背景.....	36
表 6-2	開放式問卷彙整結果表.....	55

第一章 導論

第一節 研究背景

人工智慧（Artificial Intelligence, AI）是一門旨在讓機器模擬人類智慧的科學領域，使電腦系統能夠模擬人類智慧，進行學習、推理、決策與語言理解等多種能力。近年來 AI 已成為全球金融產業最受矚目的技術發展趨勢之一。隨著大數據分析能力的提升、計算資源成本降低，以及金融科技（FinTech）產業蓬勃發展，各大金融機構與新創公司逐漸將 AI 技術導入於主要業務當中。根據金管會於 2025 年 5 月 20 日針對金融業應用人工智慧的最新調查指出，截至 2025 年，已有 33%（約 126 家）的金融機構導入 AI 技術，較去年的 29% 明顯提升，且應用領域主要集中於內部行政作業、智慧客服及防制金融犯罪。未來更有 47% 的金融機構表示將持續擴大 AI 應用範疇，尤其是在防詐科技、風險管理與大型語言模型（Large Language Model, LLM）等開發項目。

隨著 AI 技術的進步與普及，除傳統的金融服務外，其應用領域擴展至高度專業且具即時性需求的金融交易上，金融穩定理事會（Financial Stability Board, FSB）於 2024 年發布之《人工智慧對金融穩定的影響》報告中指出，量化方法（Quantitative approaches）早已廣泛應用於金融交易與投資組合管理領域，例如運用生成式 AI 評估文本資料的市場情緒，或是透過強化學習（Reinforcement Learning）於交易執行上，以強化現有量化工具效能。AI 技術在演算法交易（Algorithmic Trading, AT）與高頻交易（High-Frequency Trading, HFT）等領域正廣泛且快速的發展當中。國際貨幣基金組織（International Monetary Fund, IMF）在 2024 年發布的《全球金融穩定報告》中指出（圖 1-1），自 2004 年至 2022 年

間，美國金融市場中的演算法交易（Algorithmic Trading）在各主要資產類別的占比均顯著攀升，尤以股權與期貨市場最為明顯。2022 年，美國股票市場的演算法交易比重已達 70%（深綠色線），而期貨市場的占比也超過 50%（紅色線）。該趨勢反映資本市場的自動化與數位化現象，更顯示演算法交易正快速滲透至各類資產領域。而現代的演算法策略轉向以深度學習、強化學習及大型語言模型（Large Language Models, LLMs）等更高階之 AI 技術構成，使得交易決策能在極短時間內處理大量高頻與非結構化資料，生成對應的指令和策略。此一變化雖提升市場效率與反應速度，但也引發許多於金融穩定層面上的潛在風險，對市場結構與生態的影響更是深遠（IMF, 2024）。

Algorithmic trading has expanded across asset classes.

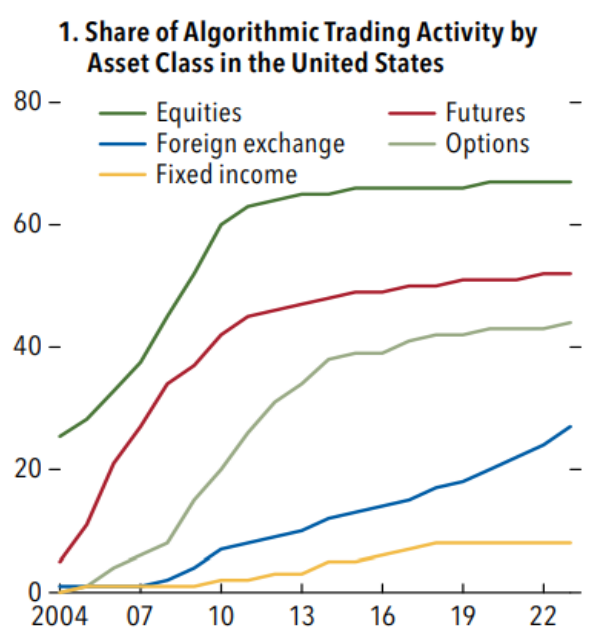


圖 1-1 演算法交易於各類資產占比

資料來源：國際貨幣基金組織（2024）

根據國際貨幣基金組織（IMF, 2024）的《全球金融穩定報告》與金融穩定委

員會 (FSB, 2024)《人工智慧對金融穩定的影響》所揭示，人工智慧於金融市場的廣泛應用，雖帶來效率提升與市場創新，卻同時亦可能引發數項潛在風險與監管挑戰，本研究據以梳理當前國際主要機構的分析，歸納出 AI 對金融市場穩定所帶來的潛在衝擊，主要涵蓋以下三個面向：

一、模型同質性與相互影響

人工智慧交易模型在訓練及測試時，往往採用相似的資料來源、特徵選取及訓練邏輯。而相同的策略或模型在市場出現特定消息或訊號時，容易出現同步反應。例如，當多數 AI 模型接收到相同的經濟數據、政策訊息或市場事件，其預測與決策方向便可能一致。此種同步反應的現象，會顯著放大市場價格波動。尤其當 AI 模型愈發進階，現代金融市場中的模型已具備「自適應學習能力」，即自動根據市場環境變化動態調整，亦可能參照與模仿彼此策略，在此情況下，AI 模型的群體反應即可能出現連鎖性的交易行為，如大規模撤單或一致性的方向操作，導致價格短時間內非理性上漲或下跌。

二、非銀行金融機構風險外溢

隨著 AI 技術於全球金融市場的普及，這些非銀行金融機構 (Nonbank Financial Institutions, NBFIs) 以避險基金為主，廣義上亦包括從事量化交易及高頻交易之相關機構，其市場規模持續擴大。IMF (2024) 報告強調，NBFIs 通常面臨較低的監管規範。其在 AI 的導入上更具規模且快速，資金調度靈活。在金融市場高度競爭的環境下，一旦市場出現劇烈波動，這些機構可能同步進行去槓桿、快速調整部位或集中撤資行，使市場在動盪時的風險放大，進一步讓 AI 驅動之策略加劇對市場之衝擊。由於 NBFIs 本身監管力度不及傳統銀行，監管機關在風險監控、即時資訊取得與市場穩定措施推動方面，

亦相對受到侷限，因此，AI 技術於 NBFIs 間的廣泛應用，將為市場潛在的系統性風險。

三、模型可解釋性不足

先進 AI 技術如深度學習 (Deep Learning)、生成式 AI (Generative AI)，雖然在預測精準度和資料處理能力上優於傳統方法，但其決策過程通常高度複雜且不透明，使得外部人員難以完全理解與追蹤模型的判斷邏輯，即所謂 AI 的「黑箱」(black-box) 特性。IMF (2024) 報告明確指出，這類模型可解釋性的不足將削弱監理單位及市場參與者對風險的辨識與控管能力。當 AI 模型於實務操作中發生預測錯誤或導致重大損失時，若無法清楚追溯決策過程與參數來源，不僅責任歸屬與異常事件調查將更為困難，也會使市場整體的信任機制受到挑戰。

第二節 研究目的與研究方法

根據國際貨幣基金組織 (IMF, 2024) 分析，AI 與演算法交易的發展有助於提升市場流動性與資訊效率，並促使金融市場運作加速與自動化。然而，AI 驅動之自動化交易亦可能因同步性過高使市場價格大幅波動，影響市場穩定性及進一步擴大其他潛在風險。AI 的廣泛推展，也引發監理機關對模型透明度、可解釋性與資訊安全之重視。因此，為理解 AI 技術於金融交易與造市領域的發展現況、評估其帶來之風險與衝擊。本研究以此為目標，展開下列三大研究目的：

一、分析人工智慧技術於金融交易與造市領域的應用現況與技術發展趨勢

二、評估並彙整 AI 於金融交易中可能帶來的潛在風險與衝擊

三、探討國際間主要金融監理機關對 AI 金融交易之規範措施與應用

本研究採用「文獻回顧法」與「深度訪談法」兩種研究方法，以兼顧理論基礎與實務觀察：

一、文獻回顧法：透過蒐集並分析近年國際金融機構（如 IMF、FSB）、監管機關（如金管會、SEC、ESMA）以及學術資料庫（如 IEEE Xplore、ScienceDirect、SpringerLink）之相關報告與研究，整理 AI 於金融交易與造市場域之應用模式、技術演進與潛在風險，建立完整的研究架構與理論基礎。

二、深度訪談法：邀請具實務經驗之量化交易公司、高頻交易業者、專業投資人與交易所從業人員為訪談對象，探討其於 AI 交易應用、技術落地、法規限制與市場觀察等面向之實際經驗。透過深度訪談補充文獻回顧之不足，並提供研究之實證觀點與案例。

結合文獻回顧與深度訪談，本研究希冀針對 AI 於金融交易與造市領域之影響進行深入剖析，彙整 AI 之應用現況及其可能帶來之市場衝擊，建構可供決策參考與分析之框架，回應政策制定者與市場參與者對 AI 金融技術發展的關注。

第二章 人工智慧在金融市場的發展

第一節 人工智慧的簡介與發展歷程

AI 的發展歷程，追溯至 20 世紀中期，最初依賴符號邏輯推理，由專家系統（Expert Systems）與規則推理（Rule-Based Reasoning），並透過明確的邏輯規則來處理特定問題。隨著資料量的爆炸性增長與計算技術的進步，圖形處理單元（GPU）和雲端運算的普及，大規模資料分析與處理變得更加高效且成本大幅降低。促成了機器學習（Machine Learning, ML）的興起，使 AI 能夠從大量資料中自主學習，透過演算法從中提取模式與規律，進而提升預測與決策能力(Janiesch et al., 2021)。

進入 21 世紀，深度學習（Deep Learning, DL）的發展進一步推動 AI 的突破。透過多層神經網路，使模型能夠自動從大量非結構化數據（如影像、語音、文本）中學習重要特徵。這種層次化的學習方式，讓深度學習在影像辨識、語音識別、自然語言處理等領域取得重大進展(Janiesch et al., 2021)。隨著 AI 技術的不斷進步，生成式 AI 的誕生，使 AI 能夠生成文本、影像、音訊，甚至程式碼等內容（Feuerriegel et al., 2024）。例如，OpenAI 開發的 ChatGPT 系列專注於自然語言生成，而 Stable Diffusion 則用於圖像創作。此外，Suno AI 則具備影音與音樂生成能力，進一步展現生成式 AI 多元的發展潛力與應用價值。

從早期的符號邏輯推理到現代的機器學習與深度學習，再到生成式 AI 的誕生，AI 已成為推動科技與產業變革的核心驅動力，並重塑了傳統金融機構的運作模式。根據 KPMG（2024）的調查，涵蓋全球 23 個已開發與新興市場（包括北美、歐洲、亞太等地區）的 2,900 家企業中，AI 在金融領域的應用已從財務報

告擴展至財務管理、風險控制、資本配置、投資決策等多個領域。超過 75% 的企業已在財務報告流程中運用 AI，並預期在未來三年內，這些企業將進一步深化 AI 技術的應用，全面應用在資金管理、風險預測與市場分析等核心業務，以提升決策效率與競爭力。

第二節 人工智慧的核心技術

隨著 AI 在金融市場的應用愈發成熟，支撐其發展的技術隨之不斷演進，AI 在金融交易上的應用涵蓋多項技術，本研究透過系統性文獻篩選與整合，聚焦於近五年間發表於主要學術資料庫，如 IEEE Xplore、ScienceDirect、SpringerLink 與 Google Scholar 之具代表性研究，篩選標準包括文獻主題明確聚焦於人工智慧於金融交易領域之應用，並實際運用機器學習、深度學習或強化學習等技術於策略建構、市場預測、風險管理或市場行為分析等情境之中。此外，亦納入針對 AI 交易技術發展趨勢進行回顧與分析之調查型研究。經歸納整理後，總結出三大類 AI 技術於金融交易領域之主流應用形式，並依類別進一步衍生出多種模型與方法，分析其在金融交易上常見之應用場景與功能。

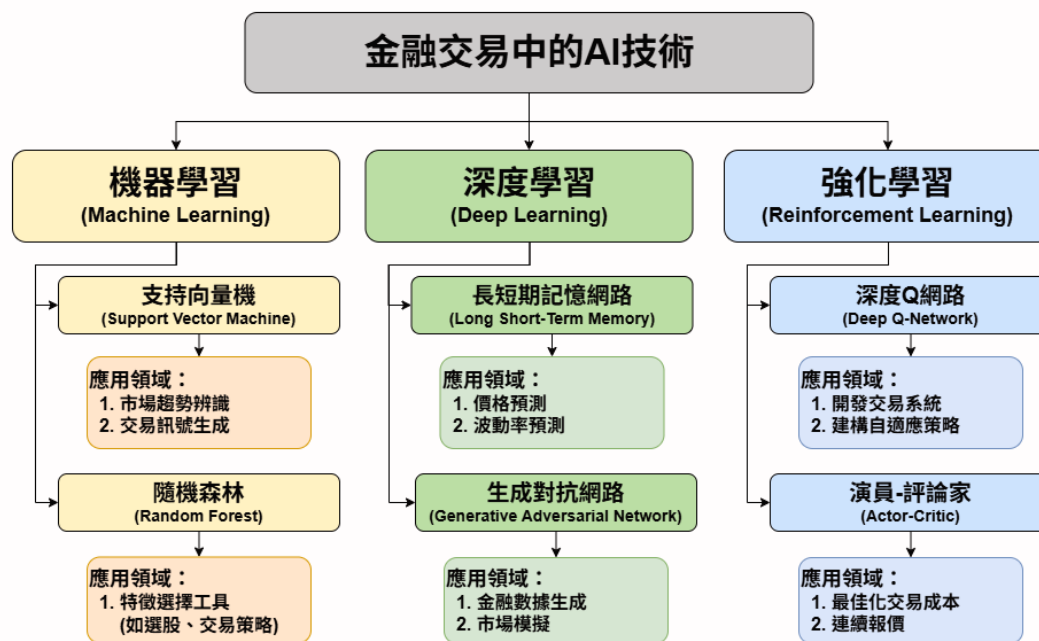


圖 2-1 金融交易中的 AI 技術

資料來源：本研究自行整理

圖 2-1 即為本研究歸納出的金融交易領域中主流人工智慧技術架構。整體可區分為三大技術類型：機器學習、深度學習與強化學習，包含數個具代表性的演算法模型。從傳統的支持向量機與隨機森林模型，延伸至深度學習中的長短期記憶網路與生成對抗網路，再到近年廣泛應用於自主決策系統的強化學習架構，如深度 Q 網路與演員-評論家。為進一步釐清文獻與應用場景之對應關係，本研究以圖 2-1 整理之 AI 技術分類作為基準，透過表 2-1 及表 2-2 對照本研究所納入之代表性文獻，標記各篇研究所採用之模型方法與其對應功能，助於比對不同研究於金融交易應用上的聚焦方向，掌握目前模型選擇與應用面向上的發展趨勢和側重方向。

表 2-1 AI 於金融交易之應用型文獻整理

作者與年份	AI 技術	使用模型	應用場景	主要研究發現
<i>Sadeghi et al.</i> (2021)	機器學習	SVM	進行外匯市場趨勢分類 (上升、盤整、下降)	提出多類別支持向量機 EmcSVM 用於預測市場趨勢。
<i>Agusta et al.</i> (2022)	機器學習	SVM	結合技術分析指標，生成買入、賣出、持有交易訊號。	整合五種主流的傳統技術分析指標，與支持向量機，建構預測模型。
<i>Banik et al.</i> (2022)	深度學習	LSTM	用於波段交易，分析及預測未來股票價格。	模型在 RMSE、MAE 及 MAPE 績效指標上分別達到 4.13、3.24 及 1.21%。
<i>Eckerli & Osterrieder</i> (2021)	深度學習	GAN	解決金融數據缺乏問題	文獻回顧 GAN 在金融領域的應用，採用三種 GAN 架構，說明以 GAN 生成金融數據之可行性與潛力。
<i>Théate & Ernst</i> (2021)	強化學習	DQN	最佳化交易部位，以最大化夏普比率 (Sharpe ratio)	提出交易深度 Q 網路 (Trading Deep Q-Network, TDQN) 演算法，平均表現優於基準主動交易策略。
<i>Yang et al.</i> (2020)	強化學習	Actor - Critic	自動化股票交易	結合三種基於 Actor - Critic 演算法：PPO、A2C 及 DDPG，使投資策略能穩健地適應不同市場狀況。

資料來源：本研究自行整理

表 2-2 AI 於金融交易之綜述型文獻整理

作者與年份	AI 技術	研究方法	主要研究發現
<i>Vishwakarma & Bhosale</i> (2024)	機器學習 深度學習	文獻綜述	多數研究傾向採用基於分類 (Classification-based) 的準確率、精確率等指標來評估模型績效。且支持向量機 (SVM) 與長短期記憶模型 (LSTM) 為目前最廣泛應用之預測模型。
<i>Dakalbab et al.</i> (2024)	深度學習	文獻綜述	深度學習是金融交易領域中被最廣泛採用的 AI 技術，其中又以 LSTM 模型最為常見。
<i>Hambly, Xu, & Yang</i> (2023)	強化學習	文獻綜述	RL 相較於傳統方法的顯著優勢，能充分利用大量金融數據。用於解決最佳化投資組合、選擇權定價、避險、造市等問題。
<i>Htun, Biehl, & Petkov</i> (2023)	機器學習	文獻綜述	探討不同的特徵處理技術如何影響並提升機器學習模型的預測效能，研究指出相關性準則 (Correlation criteria)、隨機森林 (Random Forest, RF)、主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 以及自編碼器 (Autoencoder, AE) 為在股票市場預測中預測精度較佳之技術。

資料來源：本研究自行整理

一、機器學習 (Machine Learning)

機器學習為 AI 的基礎技術之一，透過電腦系統從大量歷史數據中學習，並從中識別模式或規則，以進行預測或決策。傳統機器學習領域中發展出許多不同的模型，各自具有獨特的特性與優缺點。而在金融市場中，則以支持向量機 (Support Vector Machine, SVM) 和隨機森林 (Random Forest, RF) 較為常見 (Vishwakarma & Bhosale, 2024)。

(一) 支持向量機 (Support Vector Machine, SVM)

支持向量機是一種監督式學習 (Supervised Learning) 技術，其核心概念是透過尋找最優超平面 (Optimal Hyperplane)，使機器能夠有效分隔不同類型的資料，達成分類的目的。並利用核機制 (Kernel Trick) 來處理非線性的金融數據，以提升預測準確性與模式識別能力。SVM 因優秀的分類能力，廣泛被應用於識別市場趨勢與方向預測上。此外，過去亦有研究使用 SVM 及結合技術分析指標，生成買入、賣出與持有等交易訊號 (Agusta et al., 2022)

(二) 隨機森林 (Random Forest, RF)

隨機森林 (Random Forest, RF) 是一種集成學習 (Ensemble Learning) 技術，由多棵決策樹 (Decision Trees) 組成，透過隨機抽樣，選擇特徵來訓練不同的決策樹，最後以投票或平均方式整合結果，以有效減少過度擬合 (Overfitting) 的問題。RF 在訓練過程中計算各變數對結果判斷的貢獻程度，進而評估特徵的重要性，因此在建構交易模型中，RF 常作為特徵選擇的工具，進一步提高模型的準確度與穩定性。(Htun et al., 2023)

二、深度學習（Deep Learning）

深度學習為機器學習的延伸，透過人工神經網路（Neural Networks）來模擬人類大腦的思考與學習方式。由多層神經網路組成，並發展出卷積神經網路（CNN）、循環神經網路（RNN）、長短期記憶網路（LSTM）、生成對抗網路（GAN）等多種模型。相較於傳統機器學習，深度學習能夠從大量數據中自動提取關鍵特徵、學習隱藏的模式，產生更準確的結果以提升預測與決策能力。

（一）長短期記憶網路（Long Short-Term Memory, LSTM）

長短期記憶網路（Long Short-Term Memory, LSTM）是一種改進自循環神經網路（RNN）的深度學習技術，專為處理時間序列數據中的長期依賴關係而設計。由於金融市場數據同時呈現長期趨勢與短期波動，LSTM 透過內建的記憶單元（Memory Cells）與門控機制（Gating Mechanisms），能夠有效捕捉這些模式，使其在預測價格與市場波動上較具優勢，也是目前最常用於預測股票市場的深度學習模型（Vishwakarma & Bhosale, 2024）。

（二）生成對抗網路（Generative Adversarial Network, GAN）

生成對抗網路同為深度學習技術，由生成器（Generator）與判別器（Discriminator）兩個網路進行互相對抗訓練，生成具有高度真實性的金融市場數據，從而用於增強市場數據和風險壓力測試（Liu, 2024）。該技術在金融領域最常應用於模擬市場情境與數據生成，以提高模型在極端市場情況下的穩定性。

三、強化學習 (Reinforcement Learning)

強化學習 (Reinforcement Learning, RL) 的核心概念透過訓練智能體 (Agent) 使其能夠從與環境的互動中學習最佳策略，以累積回饋 (Rewards) 來最大化長期收益為目標 (Hambly et al., 2023)。因此，強化學習能應用在高度不確定且動態變化的金融市場中，透過與市場環境持續互動，以試誤學習 (Trial-and-Error Learning) 方式逐步改善決策，從而適應不同市場條件並提升交易決策，進而發展完整的交易系統，運用在演算法交易的開發上。以下將以兩種強化學習的典型架構——深度 Q 網路 (Deep Q-Network, DQN) 與演員-評論家 (Actor-Critic, AC) 模型分析說明。

(一) 深度 Q 網路 (Deep Q-Network, DQN)

深度 Q 網路是一種基於價值 (Value-Based) 的強化學習方法，也就是透過不同行動的預期報酬來學習 Q 值函數，並選擇價值最高的行動執行。該模型將 Q-learning 架構與深度神經網路 (Deep Neural Network, DNN) 相結合，使模型得以處理高維市場資訊與非線性特徵，由於 DQN 適用於離散行動空間 (discrete action space)，因此在金融交易中，適合應用於「買進／賣出／觀望」等決策點有限的情境。(Théate & Ernst, 2021) 即以利用 DQN 為核心架構，透過歷史股票資料建構模擬環境，並以每日盤後資訊進行訓練，發展出穩定且具備報酬提升能力的交易系統。

(二) 演員-評論家 Actor-Critic (AC)

演員-評論家是一種結合基於策略 (Policy-Based) 與基於價值 (Value-Based) 的方法，透過 Actor (策略網路) 來選擇最佳行動，Critic (價值網路)

負責評估該行動的好壞，並提供回饋（Rewards）來調整策略（Hambly et al., 2023）。該方法適用於連續動作空間。因此在處理報價偏移、報價深度等需連續控制的任務上，演員-評論家模型能根據市場變動改善決策，讓模型依據市場環境自動調整。(Niu et al., 2024) 提出的 IMM（Imitative Market Maker）系統，則是運用 Actor-Critic 架構，並結合其他強化學習技術之造市模型，模型能在連續的動作空間中調整報價位置與掛單數量，根據市場狀態隨時調整，有效平衡獲利與風險。

第三節 人工智慧在不同金融市場之適用性

前一節探討了人工智慧在交易中的核心技術，而在不同的金融市場中，由於市場特性、結構、波動性以及交易機制的差異，AI 技術的應用深度與場景也各不相同。在股票、外匯、期貨與選擇權、以及債券市場中，AI 扮演的角色與價值各具特色。以下將分別解析 AI 在不同市場的適用性及其應用價值，以深入了解其對市場運作與交易策略的影響。

一、股票市場

人工智慧在股票市場的主要應用領域包含股票價格預測、投資組合最佳化、風險管理及自動化交易(Lin & Lobo Marques, 2024)。股票市場涉及數千檔個股，每檔股票代表一家獨立的企業，投資人需要考量個別公司的財務狀況、成長潛力、行業發展與市場競爭力等多重因素，並同時考量其股票的類型。例如，大型權值股與小型成長股的價格波動不同，市場對其估值方式亦有所差異，而有較高適應

能力的 AI，便能因應不同類型股票進行分析與預測，更進一步調整投資組合，來達到風險管理和投資績效的最佳化。此外，情緒分析（Sentiment Analysis）在股票市場中扮演著重要角色，市場情緒對股價的影響尤為顯著，股票價格的短期波動往往受到投資人預期、新聞報導及社交媒體等非結構化數據的影響。透過自然語言處理（NLP）技術，AI 能夠即時分析市場情緒，並將其納入決策模型，從而提高短期股價預測的準確度(Agarwal et al., 2023)，使投資者能夠更快速應對市場變化，最佳化交易決策並降低風險。

二、期貨與選擇權市場

以避險、投機與套利為主要目的的期貨與選擇權市場（Hull, 2021）具有高度槓桿、產品結構複雜及非線性價格行為等特性。因此，人工智慧的應用更強調交易執行的速度、動態避險的靈活性、價格預測的精準度。在選擇權定價方面，深度學習技術突破了傳統 Black-Scholes 模型的限制，能更精確地捕捉市場波動，提升價格預測的準確度（Fan & Sirignano, 2024）。此外，強化學習使 AI 能夠根據市場條件即時調整，靈活調配投資部位，在避險策略上的表現更勝於傳統方法（Khatwani et al., 2024）。在快速變動且波動劇烈的期貨與選擇權市場中，AI 憑藉深度學習與強化學習技術進一步提升交易效率與決策精準度，使交易策略更加智能化並適應市場變化。

三、外匯市場

外匯市場作為全球最大且流動性最高的金融市場，每週運作五天，每天 24 小時不間斷交易，日均交易量超過 7.5 萬億美元（Bank for International Settlements [BIS], 2022）。其市場參與者包括中央銀行、商業銀行、對沖基金、企業等，因此

市場價格受多個因素影響，例如貨幣政策、國際經濟數據及地緣政治風險(Thapa et al., 2024)，基於以上特性，人工智慧在外匯市場的應用場景聚焦在匯率預測、套利交易、高頻交易與風險監控等領域。根據 BIS (2022) 統計，全球外匯的即期市場中約 75% 的交易量來自於演算法交易，現今許多金融機構（如銀行、自營交易商），廣泛運用機器學習來提升交易效率，尤其在高頻交易（High-Frequency Trading, HFT）領域，AI 以毫秒級速度分析市場微觀結構並自動下單，以此降低交易延遲，並最佳化交易成本，在極短時間內透過短期波動套利。此外，在風險管理方面，深度學習技術在預測短期市場波動性較為顯著(Ayitey Junior et al., 2023)，AI 能夠即時分析市場波動性，提前識別潛在風險。並利用貨幣對之間的相關性分析，透過調整投資組合，建立風險對沖策略。隨著 AI 日益成熟，大型機構與其他交易平台積極導入 AI 技術，使其成為外匯交易領域不可或缺的重要技術之一。

四、債券市場

在債券市場中，市場內的差異性尤為明顯，舉例來說，政府公債通常擁有較高的資訊透明度和充沛的流動性，相對而言，部分公司債、高收益債等場外交易產品則較常面臨報價較不透明、流動性低迷的情況，因此 AI 在債券市場中，針對不同產品類型，延伸出與其相應的應用。針對美國國債此類流動性佳、資訊透明度高且交易數據豐富的債券標的，AI 技術則聚焦於收益率預測與資產配置等應用。例如，Bianchi et al. (2021) 的研究中，利用深度神經網路與極限隨機樹等機器學習方法，證實機器學習能顯著提升美國國債收益率預測的準確度，進而提高投資績效。相對地，在 Yu et al. (2024) 的研究中，針對流動性較差且交易不活

絡的美國市政債市場，則運用深度強化學習技術，建立智慧交易系統來降低市政債買賣價差，提升市場深度，緩解市場流動性不足的問題。

第三章 人工智慧在金融市場的應用

第一節 預測與市場分析

在金融市場的交易活動中，正確的預測與深入的市場分析往往決定投資與交易影響和策略的成敗。由於市場行情受到多重因素交互影響，依靠單一指標或過去經驗已難以掌握真實脈動。因此各種從情緒分析到波動率預測的技術應運而生，試圖在快速變動的金融環境中擷取具代表性的訊息，並以此打造更具彈性的交易判斷基礎。以下將分別探討「情緒」與「波動率」兩種在市場預測中經常被納入參考的面向。

一、市場情緒

市場情緒在價格波動中常扮演關鍵角色。投資人往往會因新聞報導、社群媒體討論或重大事件而出現非理性的投資行為，導致價格產生短期或局部的偏離。近年來，自然語言處理技術（Natural Language Processing, NLP）被廣泛用於情緒分析，已成為市場預測的重要方法之一。(Vicari & Gaspari, 2021)此技術通常先蒐集與目標資產或市場相關的文本資料，透過文字探勘與關鍵字詞辨識，量化出正向或負向的情緒指標（Rajhans et al., 2024）。並利用深度學習模型，如卷積神經網路（Convolutional Neural Network, CNN）或長短期記憶神經網路（Long Short-Term Memory, LSTM），自動學習文本與市場波動間的潛在關聯。這些情緒分數再與價格、成交量、技術指標等金融數據結合，形成多維度的預測框架。

透過此種方法，市場參與者可以更早察覺潛在的市場過熱或恐慌，並在必要時調整交易策略或投資配置。但它的缺點在於情緒指標易因外部因素（如媒體偏

頗、特定事件放大效應）而出現噪音，研究者或交易者需要持續更新資料來源並搭配其他風險控管機制，方能確保預測結果穩定可靠。

二、波動率

波動率 (Volatility) 反映市場對未來價格變動程度的預期，是金融市場上進行期權定價、風險管理及避險操作時的重要參考依據。一般而言，投資人通常利用過去價格的歷史資料來預測未來可能的波動情形，其中較常用的方法包括 GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) 以及 EGARCH (Exponential GARCH) 模型。這些模型的優點在於能有效地掌握價格波動經常集中於某段時間的現象；不過，它們的缺點也十分明顯，因為傳統模型假設通常較簡化，在實務上遇到突發事件或結構性改變時，其預測能力可能無法完全反映實際的市場狀態 (Zhang et al., 2024)。

隨著科技進步，近期有越來越多的研究嘗試採用人工智慧技術來加強波動率的預測效果。其中，深度學習方法尤其受到重視。不同於傳統計量模型，深度學習模型透過多層神經網路的結構，能夠自動從大量資料中找到更複雜、非線性的關聯，因此可以在更動態的市場情境下達到較好的預測表現 (Liu & Huang, 2025)。為了進一步強化預測能力，某些研究也開始嘗試整合多種不同來源的資訊，例如市場新聞、社交媒體情緒以及技術指標等，藉此提高模型在不同市場環境中的穩定性。

儘管深度學習模型在許多情境下表現良好，但由於此類模型的架構較複雜、參數眾多，容易在訓練過程中產生過度擬合的問題，也就是模型在訓練階段表現優異，實際使用時卻未必有相同的效果。因此，研究者往往透過交叉驗證或滾動視窗回測等方式來檢驗模型的可靠性，以確保模型在真實市場中的適用程度。此

外，也有研究者提出結合傳統 GARCH 模型與較新的 Transformer 架構，期望同時具備預測準確性與良好的可解釋性，降低模型在使用上的不確定性（Roszyk & Ślepaczuk, 2024）。

第二節 交易模型與演算法交易

交易模型與演算法交易逐漸成為金融市場中的重要技術，透過程式化的方式執行交易指令，能有效提升執行效率與降低人為情緒干擾。市場參與者通常會先透過歷史資料及統計方法開發量化模型，再將其嵌入交易系統，以便在實際運作中即時比對市場行情並快速下單。此一模式結合了多種資料來源，包含基本面資訊、技術指標與新聞文本，並利用機器學習模型自動萃取關鍵特徵，於複雜多變的市場環境中持續尋找獲利機會。

高頻交易（High-Frequency Trading, HFT）是演算法交易的一種形式，透過在極短時間內連續進出市場，捕捉細微的報價與成交變化。此過程仰賴低延遲（low latency）網路及高速計算設備，同時需要對訂單簿資料具有精細的掌握。高頻交易雖能提高市場流動性，卻也可能加深市場波動風險，研究與監管機構因此投入相當資源監控其可能引發的問題。另一方面，一般常見的量化交易策略則聚焦在捕捉較長週期的價格訊號，不一定需要極端的硬體支援，但也必須納入停損與槓桿控管機制，以免市場出現劇烈波動時，策略執行過度集中於單一方向。透過結合即時監測與動態調整，演算法交易能在不同交易時段或市場情境中自動優化策略，並藉由研究者持續更新參數與回測結果，提升交易模型的穩定度。

第三節 投資組合管理

投資組合管理的核心原則在於資產配置與分散化，透過充分考量不同資產或市場之間的相關性與風險特質，以期在特定風險承受範圍內達到報酬最大化的目標。傳統上，平均—變異分析（Mean-Variance Analysis）提供了分析風險與報酬之間關聯性的基礎框架，但此模型通常假設市場變動符合特定的統計特徵，因此在實務上較難有效處理市場環境的非線性變動與突發事件的影響（Ndikum & Ndikum, 2024）。近年隨著機器學習技術的發展，學者們逐漸引入更靈活的模型，例如透過深度學習與強化學習的多因子整合架構，將市場情緒、經濟指標與財務資訊等多元因子一併納入分析，以便更有效地動態調整資產配置策略（Sun et al., 2024）。

在實際策略執行的層面中，因子篩選與資產權重的設定往往仰賴先進的演算法，例如深度強化學習或特徵選擇模型。這些方法能從大量的市場資料中自動擷取並持續更新對資產價格影響力較大的特徵，例如動能指標、價值指標或公司治理結構等因子，以確保所選的因子組合在不同時期與市場情境下皆具穩定性與解釋力（Yan et al., 2024）。此外，最新研究更嘗試將傳統金融模型與人工智慧方法結合，例如 Transformer 與 Black-Litterman 模型的整合，成功地提高對資產相關性與市場結構變化的掌握能力，使得資產配置能夠更有效地因應多元市場情境（Sun et al., 2024）。

另一方面，在投資組合的風險管理機制中，近期亦有文獻提出利用多智能體深度強化學習框架，以更及時地應對市場異動與風險變化。這些方法通常包含互動式的學習機制，能動態追蹤市場趨勢與波動狀況，並結合如 Sharpe ratio 或最大回撤等多種績效指標，以同步實現報酬最大化與風險最小化的雙重目標

(Choudhary et al., 2025; Li et al., 2024)。然而，儘管這些新興方法在理論與回測階段表現出色，實務上仍須謹慎注意資料品質、模型穩定性，以及策略執行的成本與可解釋性，以確保這些創新工具能真正在現實市場操作環境中發揮預期的效果 (Ndikum & Ndikum, 2024)。

第四章 人工智慧在金融市場造市之運用

過去的金融市場造市多由人工交易員透過觀察市況與下單經驗進行報價與撮合，近年因演算法交易與高頻技術的興起，造市作業逐漸朝向自動化、即時化的方向發展。人工智慧技術的導入，使得造市者不僅能維持連續的買賣報價，也可透過對市場情況的即時分析，動態調整策略與訂單深度。此演進不僅改變了傳統市場運作的模式，也在交易速度、流動性與競爭結構等面向上帶來新的挑戰與契機。本章將從自動化市場造市、微秒級報價技術、市場流動性與價格發現效率，以及交易執行最佳化與成本管理四個層面，探討人工智慧在金融市場造市的應用。

第一節 自動化市場造市

自動化市場造市指的是利用演算法與電腦程式持續提供市場買、賣報價的交易方式。傳統上，市場造市者多依賴人工經驗來調整報價，但當市場變化快速或波動劇烈時，人工反應常難以即時跟上，無法有效維持報價穩定性與市場深度。隨著近年大數據分析與高效能運算技術的進步，自動化造市系統可在極短的時間內（甚至達微秒等級）即時調整掛單價格與數量，使市場買、賣雙方之間的報價更為緊密，從而提高市場的流動性與價格發現效率。

為了在劇烈波動的市場環境中維持報價穩定，自動化造市系統通常內建多項即時監控與風險控管機制，包含密切觀察市場交易量、訂單簿的變動以及成交資訊，以迅速因應市場突發狀況。一些較先進的模型則採用深度強化學習技術，透過歷史與即時市場資訊持續訓練，系統會自主調整報價頻率與規模，確保交易者

不會因短期價格波動而面臨過度庫存風險。此外，最新的研究亦指出，當市場中不同資產或標的間的價格異動可能互相傳遞時，部分造市系統將即時進行跨市場對沖，以避免連鎖性的損失擴大。

除了內部的演算法與風控設計外，外部制度環境對自動化市場造市的運作同樣具有關鍵性影響。交易所或監管機構通常會設定特定的造市義務或提供誘因，例如降低手續費或回饋交易補貼，以吸引市場造市者增加掛單深度並縮小買賣價差。同時，監管機構亦會設置熔斷機制與每秒掛單次數的限制，避免造市商因頻繁的報價取消或瞬間大量掛撤單而造成市場價格的劇烈震盪（European Securities and Markets Authority, ESMA, 2024）。此外，對於可能涉及市場操縱或異常交易行為的造市活動，監管單位也逐漸加強即時監控，一旦系統偵測到異常的交易模式或不合理的報價行為，將快速介入以維持市場秩序並保護投資人利益。

整體而言，自動化市場造市的發展為市場提供了更高的效率和連續性，然而在實務運作中，系統的穩定性、監管的有效性與技術風險控管仍需不斷進行調整與精進，以確保造市活動在兼顧市場效率的同時，亦能有效控制因交易速度加快與市場波動增加而衍生的相關風險。

第二節 微秒級報價技術與市場反應速度

在追求極致交易速度的金融市場中，微秒級報價技術已成為造市者爭奪競爭優勢的重要關鍵。此技術仰賴低延遲網路架構、高效能並行運算硬體，以及精簡的演算法設計，使得從下單、傳輸到掛牌的整個流程可在數微秒甚至更短的時間

內完成。實務上，許多金融機構將資料中心設置於交易所鄰近區域，以最大程度縮短資料傳輸延遲；在伺服器端，開發人員會持續透過硬體加速技術及演算法最佳化，以確保系統在交易高峰期間仍保持快速且穩定的報價效率。

微秒級報價技術所帶來的速度優勢，使造市者能搶先一步觀察訂單簿上的細微變動，並迅速調整掛單價格及數量，搶占稍縱即逝的利潤機會。此外，微秒級的交易速度也有助於即時價格發現，讓市場成交資訊更迅速地反映在市場價格上，有助於降低買賣價差並提高市場整體的效率。然而，這種高度仰賴速度的競爭環境同時也引發新的市場風險。當多個市場參與者的交易演算法同時對相似的市場訊號做出近乎一致的反應，可能導致短時間內掛單與撤單大量湧現，市場流動性雖瞬間提升，但也增加了極端行情下的價格不穩定風險，甚至引發閃電崩盤的可能。為控制此類風險，部分造市機構已採用即時庫存監控與動態風險控管機制，當市場波動超過預定閾值時，自動減少掛單數量或暫停交易，以避免風險快速擴大。

從技術執行層面來看，微秒級報價對系統穩定度與風險控管能力要求極高，若交易系統缺乏良好的平行處理架構或妥善的風險管理設定，便可能在交易量暴增或市場劇烈波動時產生延遲或交易異常，進而放大資金虧損的風險。為避免此狀況，最新研究建議透過設置多層風險閾值與異常負載監控機制，一旦系統發現延遲或價格變動超出可接受範圍，即觸發風險控制機制，以穩定系統表現並避免損失。

除此之外，監管機構與交易所近年亦逐步加強對微秒級交易環境的管理，為防止市場因過度頻繁的掛撤單動作而出現價格異常波動，已設立如延遲拍賣機制

(speed bump) 或訂單掛撤速率限制等制度 (ESMA, 2024)。同時，交易所也透過即時監控系統，追蹤高頻交易者是否出現異常掛撤單行為，一旦發現違規情形，將立即採取暫停交易甚至強制介入調查的措施，確保市場公平性與穩定性不受損害 (SEC, 2023)。

第三節 提高市場流動性與價格發現效率

透過自動化造市與高速報價技術的導入，金融市場在資訊更新與交易執行上展現出顯著提升的效率。造市系統藉由演算法與低延遲網路，能夠迅速且持續地調整買賣報價，使市場上報價深度更為充沛且買賣價差明顯縮小。投資人因此能以更合理的價格快速進出場，交易成本也隨之降低。此外，訂單簿因為高頻度的委託更新而累積更多即時的交易資訊，有助於更快速且準確地反映市場對資產真實價值的評估，強化價格發現的整體效果。

市場上所採用的演算法策略逐漸多元化，進一步促進了訂單流的活躍性。一些交易模型專注於跨市場之間的價格套利，透過即時追蹤多市場價格異常情況獲利；另一些則專注於單一商品或短期價格波動，運用高速撮合技術捕捉微幅價差所帶來的獲利機會。然而，當多數演算法在短時間內採取相似行動時，可能導致市場訂單的大量湧入與快速撤單，進而引發短暫的價格波動與流動性風險。為控制這類風險，造市者通常會在系統內建即時的庫存控管機制，一旦市場情況超過設定的安全範圍，系統便會自動調整掛單數量或暫停部分交易活動，以維護市場的穩定性。

除了交易者自身的風控措施之外，交易所與監管機構也對演算法交易進行嚴格規範，透過設置訂單速率限制與最低掛單深度等要求，避免造市行為因過度追求速度而損害市場穩定(European Securities and Markets Authority [ESMA], 2024)。透過這些管制措施，市場得以維持相對穩健的流動性環境，同時避免極端價格波動造成的不良影響。

隨著市場流動性的不斷改善，價格能更迅速地消化各種交易者的觀點並抑制短期的不合理波動，過去因流動性不足而被忽略的資產，也能透過有效的造市機制逐漸獲得市場參與者的青睞。然而，高速交易對資金投入及技術能力提出了較高的要求，中小型參與者可能因無法承受相關成本而逐漸被排除在高速交易環境之外，與大型金融機構之間的競爭差距可能因此擴大。因此，在推動交易速度與流動性持續提高的同時，如何維持市場公平性與降低技術門檻，成為造市機構與監管單位必須共同面對的重要挑戰。

第四節 交易執行最佳化與最小化交易成本

在高速且自動化的交易環境中，執行效率與成本控管對造市者與資產管理機構至關重要。當訂單在微秒內競相掛出與撮合，若忽視滑價、手續費或庫存風險，即使捕捉到短暫價差亦可能被成本侵蝕。為減少此類損耗，造市系統通常結合交易成本模型與即時庫存監控，動態調整下單價格與數量，並在波動升高時快速降低曝險部位。

常見的執行流程會先根據訂單簿深度決定下單量，再評估對手方掛單結構與成交概率，最後以分批成交或時間加權平均價格等方式分散市場衝擊。當系統偵

測到滑價風險上升或流動性收縮，將自動縮小單次下單規模，甚至暫時退出市場，以避免在反向波動中遭受損失。若策略橫跨多個交易所，系統還需考量不同市場的費率、交易稅與匯率差異，並動態選擇執行 venue，以確保整體成本計算符合實際情況。

動態對沖與槓桿調整則是進一步控制風險的手段。最新研究顯示，結合期貨與選擇權對沖的多層槓桿管理框架，可以在市場快速反轉時顯著降低淨值波動。然而，對沖策略的效率取決於即時計算能力與相關資產價格的聯動性；若相關性突然弱化，過度槓桿反而可能放大虧損。為此，多數機構在部署演算法前，會進行高頻資料回測以及極端情境壓力測試，一旦監測到相關性顯著偏離，系統將主動降低槓桿與重新估算對沖比例。

在監管層面，交易所普遍採用彈性費率與做市回饋機制，鼓勵造市者維持合理價差與掛單深度；同時對過度密集的掛撤單行為施加速率限制，以防止市場因極端訊號放大而產生價格斷層（ESMA, 2024）。若系統性監控偵測到意圖操縱深度或價格的異常行為，監管單位可立即限制帳戶交易，確保市場秩序不被破壞（SEC, 2023）。

第五章 人工智慧於金融交易之各國監理現況

人工智慧於金融領域的應用正在迅速擴張，涵蓋行銷、徵信、詐欺偵測、資產配置等多項功能，然而，與上述偏向營運與輔助性的應用相比，AI 在「金融交易」場域的導入，有更高的技術要求外，對於潛在的系統性風險、市場穩定等問題，使此領域在監理層面上更具挑戰且複雜。當 AI 被應用於市場預測、交易策略開發或全自動交易時，其所構成的「AI 交易行為」，隨著主導交易的占比上升，進一步推升其對市場可能帶來的潛在衝擊。

目前各國對 AI 交易的監管已展開不同程度的因應。例如，美國透過延伸原先既有框架進行整體式的監管，且極積將 AI 技術運用到市場監視當中。歐盟則透過《金融工具市場指令第二版》（Markets in Financial Instruments Directive II, MiFID II）對演算法交易設立明確規範，並藉由歐洲證券及市場管理局（European Securities and Markets Authority, ESMA）推動監理科技（SupTech），進一步計畫將 AI 技術納入監理的應用當中（ESMA, 2025）。然而，亞洲各國在 AI 交易監理與應用的步調則側重不一，部分國家處於制度建構與適應階段，對 AI 交易活動進行初步規範與框架設計。

據此，本章將聚焦於人工智慧在金融交易領域中，透過比較美國、歐洲及亞洲等地區對於使用 AI 進行市場監視及交易行為相關的措施，以及針對 AI 交易所制定出的規範和準則，以分析當前監管趨勢、制度差異與運用情形。

第一節 美國的 AI 交易監理與應用

美國作為全球 AI 金融交易的領先市場，監管態度強調在不抑制創新的前提下，以技術中立與風險導向為原則，透過現行法規架構，針對 AI 技術加以延伸規範。主要監理機關如美國證券交易委員會（U.S. Securities and Exchange Commission, SEC）早在《證券交易法》第 15c3-5 條（市場進入規則，Market Access Rule）中，即要求合格的經紀商或交易商，或為客戶提供交易所或的相關業者，必須建立、記錄並維持一套風險管理控制與監督原則（SEC, 2014），以確保市場安全與穩定，其具體要求與限制包括：

- 一、財務風險限制：防止送出超過事先設定之總體信用額度或資本門檻（pre-set credit or capital thresholds）的委託。
- 二、錯誤委託防範：防止錯誤委託（erroneous orders）進入市場，包括拒絕超過適當價格或數量參數（price or size parameters）的委託，無論是單筆判斷或短期累積，亦或具有重複性特徵（duplicative orders）的委託。
- 三、法規符合性檢查：防止未符合所有必須於進單前（pre-order entry）完成之法規義務的委託進入市場。
- 四、系統與技術存取權限控制：限制市場接入系統與技術（market access technology and systems）僅供授權人員使用。
- 五、即時監測資訊傳送：確保適當的監控人員在交易成交後，能立即接收交易回報，以利事後監測與異常行為調查。

在監理理念上，美國採取的是以「原則為基礎」（Principles-based）的證券商監理制度，因此，上述要求雖非只針對 AI 交易或演算法交易所提出，但其原則導向的

監理風格，也能作為 AI 交易風險治理的重要基礎，確保創新技術在市場運作中不致對市場秩序構成重大威脅。

此外，美國金融業監管局（Financial Industry Regulatory Authority, FINRA）。同樣對於要求從事演算法或自動下單交易的券商與交易商必須建立健全的風險管控措施，包括事前測試交易程式、設定訂單流量與價格上下限等等。SEC 亦於 2024 年底發布之《2025 年度審查重點》中，也首度將 AI 技術列為重點審查領域，涵蓋領域包括交易、投資組合管理及其他 AI 應用，調查業者是否有針對模型訂定具體的書面政策和程序，確保自動交易模型的可靠性，以及在資訊揭露和監督機制有完整措施（SEC, 2024）。同時擴大監理範圍，要求從事高頻交易的公司需註冊為交易商（dealer），將其演算法交易納入規範之中，需遵守資本適足性與風險控制等規則，以降低潛在的市場衝擊並維持市場穩定（SEC, 2024）。

在應用層面，美國金融業監管局（Financial Industry Regulatory Authority, FINRA）已積極導入 AI 技術以強化市場監控，該機構每日處理超過數十億筆交易事件，涵蓋股票、ETF 與選擇權市場，並運用機器學習模型即時辨識市場操縱與異常交易行為，顯著提升監理效率與反應時間（FINRA, 2024）。此外，SEC 亦部署交易資料分析平台 MIDAS 系統（Market Information Data Analytics System, MIDAS）¹，旨在強化對市場之監理與結構分析能力。該系統每日自全美主要交易所收集超過數十億筆市場資料，涵蓋委託（orders）、報價（quotes）與成交紀錄（executions）等詳細訂單簿資訊，以追蹤報價變動、成交模式與流動性供需變化並輔助監理人員辨識潛在的異常下單或交易濫用行為，作為監理分析與事後調查

¹ <https://www.sec.gov/securities-topics/market-structure-analytics/midas-market-information-data-analytics-system>

之工具（SEC, 2024）。

最後，除主管機關以外，美國作為技術領先市場，亦有交易所採用由技術供應商所提供的監理工具，其具代表性者為 Trade Surveillance & Market Abuse Software（亦稱 SMARTS）²。該系統由納斯達克有限公司（Nasdaq, Inc.）開發，採雲端 SaaS 架構，能依循國際監理規範（如歐盟 MiFID II）針對跨市場及跨商品的內線交易、價格操縱、洗售交易等進行偵測與分析，並結合演算法與人工智慧（AI）技術以提升可疑模式的辨識精度。其核心功能³包括即時異常偵測、訂單簿重播（order book replay）與視覺化分析，不僅協助監理機關與交易所加速案件調查流程，也為市場參與者提供自我監控及法規遵循的輔助工具，形成官方監理與市場自律相輔相成的監管生態。

第二節 歐洲的 AI 交易監理與應用

歐盟在演算法交易與高頻交易的監管，在法規架構上相較於其他地區更為嚴謹與制度化，自 2018 年正式實施《金融工具市場指令第二版》（Markets in Financial Instruments Directive II, MiFID II），及配套技術標準（RTS 6、RTS 7、RTS 25），明確要求所有進行演算法交易的投資機構或交易所需事先註冊之外，必須確保其交易系統具備穩健性、風險控制與相關防護機制，同時落實紀錄保存、策略測試與即時監控等義務，其主要規範重點包括：

一、治理與職責分工：投資公司需建立健全的治理架構，監察與風險管理部門須具備緊急停單機制（Kill Switch），並保存演算法版本與修改紀錄，以符合法

² <https://www.nasdaq.com/solutions/fintech/nasdaq-trade-surveillance>

³ <https://www.nasdaq.com/solutions/fintech/nasdaq-trade-surveillance/features>

規要求。

二、事前測試：交易策略須在隔離環境完成相容性與壓力測試，上線時須設定商品、價格與數量、部位等上限。

三、即時與事後監控：系統需持續監測訂單流與價格異常，並於隔日完成事後分析與報告。

四、直接市場接入（DMA）風險控管：券商、自營商等對客戶訂單負最終責任，需施作前置、即時與事後風險控管，並定期進行盡職審查與複核。

五、時間同步要求：所有演算法交易必須對準 UTC，高頻交易的時間允許的誤差範圍不超過 100 微秒⁴。

六、掛單比率限制（Order-to-Trade Ratio, OTR）⁵：須對演算法或高頻交易參與者的掛單與成交比率設定上限，避免過度掛單導致市場失序，並防止如「虛假掛單」（quote stuffing）等行為。該比率包括基於交易量（volume-based）及基於訂單數（number-based）兩種計算方式，超過上限視為違規。

在實務應用上，歐洲證券與市場管理局（ESMA）計畫在未來三年將持續推進人工智慧於市場監測與風險識別領域的應用。其核心措施之一為建置「ESMA Data Platform」，旨在深化跨市場與跨部門之資料蒐集、整合與分析能力，並將該平台定位為歐洲資本市場的資料中樞。透過集中彙整來自各交易所、金融機構及其他市場參與者的即時資訊，該平台可為人工智慧模型提供高品質且多維度的訓練與運行資料，進而幫助市場操縱偵測、異常訂單辨識以及系統性風險預警等監管科技（RegTech）應用之技術發展與實務部署（ESMA, 2025）。與此同時，英國金融

⁴ <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX%3A32017R0574>

⁵ <https://www.eurex.com/ex-en/rules-regs/regulations/order-to-trade-ratio>

行為監理局（Financial Conduct Authority, FCA）亦成立專責團隊，運用新興技術加強對於債券、外匯與原物料市場的即時監控能力，有效降低了市場異常行為的辨識與評估時間（FCA, 2024）。

第三節 亞洲的 AI 交易監理與應用

在 AI 金融交易監理與應用上，亞洲相較於歐洲的具體規範與美國監理科技的落實，呈現多元化的發展路徑。部份國家多以自律規範、原則指引等方式漸進將 AI 運用納入監理體系當中，以台灣為例，金管會於 2024 年 6 月發布《金融業運用人工智慧（AI）指引》，強調金融機構在 AI 開發與運用中應確保公平性、透明性、隱私保護及穩健安全等核心原則。臺灣證券交易所（2024）亦表明，將針對證券與期貨業進一步研擬 AI 相關安全控管方針。而在其他亞洲國家如日本、香港等，則已將逐步將 AI 融入市場監理之中。

日本對於 AI 交易監理，由 2018 年始，引入對於高頻交易的註冊管理制度，要求從事高速算法交易的業者進行註冊，明定業者需具備足以維持系統穩定性與風控能力的技術與管理機制，並遵守一系列風險管控措施，確保其交易系統具有適當的穩定性並符合法規測試，其具體要求包含：事前系統測試、策略壓力測試、資本與風險控管、異常停單機制（kill switch）等，以避免演算法因異常而擾亂市場。在監理實務上，日本交易所集團（JPX）與東京證券交易所（TSE）亦已應用 AI 技術於市場監控中。自 2018 年初步導入 AI，利用深度學習技術自動偵測異常交易案件，進行初期審查，以減少人力負擔（Japan Exchange Group, 2018）。隨著技術成熟，日本交易所監管局（Japan Exchange Regulation, 2023）於年度報告中指出，將全面整建與部署 AI 模型，以建構全面性的監控系統，並擴展其運用範圍至

資料整合、演算法異常預測、自然語言分析與即時預警系統。

香港方面，香港交易所（HKEX）於 2018 年起部署納斯達克（Nasdaq）旗下的 SMARTS 市場監控系統⁶，以強化其市場監控能力與效率。香港金融管理局（HKMA）進一步於 2020 年發布 Sound risk management practices for algorithmic trading⁷，針對金融機構在策略開發、模型測試、交易監控與應變機制等方面提出指引，以防範 AI 交易系統引發市場錯亂風險（HKMA, 2020）。

新加坡則由金融管理局（MAS）主導建構 AI 治理架構，提出「FEAT 原則」（公平、倫理、問責、透明）作為金融機構開發與應用 AI 系統之倫理並符合法規。新加坡交易所監管局（SGX RegCo）亦於 2020 年宣布，將導入 AI 技術以強化其市場監控能力，辨識異常交易行為，進而提升監管效率與準確性（SGX, 2020）。

⁶ <https://finance.yahoo.com/news/hkex-deploys-nasdaq-smarts-machine-060201251.html>

⁷ <https://brdr.hkma.gov.hk/eng/doc-ldg/docId/20200306-3-EN>

表 5-1 各國 AI 交易監理與應用之差異

國家／地區	監理制度與發展進度	AI 交易監管應用
美國	原則導向 (Principles-based)；以現行法規延伸規範 AI 交易。	SEC 運用 MIDAS 系統，增進數據品質並加強市場分析與監視。亦有交易所運用 Nasdaq, Inc. 開發之 SMARTS 系統作為監理工具。
歐盟	基於 MiFID II 與技術標準建立嚴謹制度與規範。	建置「ESMA 資料平台」，深化資料蒐集、整合與分析能力，作為 AI 模型之訓練依據。幫助市場操縱偵測、異常訂單辨識。
亞洲		
台灣	針對整體金融業運用人工智慧(AI)提出原則性指引及自律規範，強調六大原則：治理問責、公平人本、隱私權益、穩健安全、透明解釋、永續發展。	
日本	針對高頻交易者進行註冊管理，相關業者需符合風險控管要求，包含事前系統測試、策略壓力測試、資本與風險控管、異常停單機制（kill switch）等。	
新加坡	提出 FEAT 原則（公平、倫理、問責、透明），規範 AI 應用倫理與法規，新加坡交易所監管局亦宣布將嘗試導入 AI 於異常交易辨識以提升監管效率。	
香港	針對金融機構在策略開發、模型測試、交易監控與應變機制等方面提出《演算法交易健全風險管理操作》指引。而香港交易所藉由引入 Nasdaq, Inc 開發之 SMARTS 系統增強市場監管效率。	

資料來源：參照各國主管、監理機關、交易所之報告等官方資料，後經本研究團隊整理。

綜合上述觀察，各國在人工智慧於金融交易監理與應用層面的發展進程雖不盡相同（見表 5-1）。但可發現，部分國家已從針對整體產業的原則性指引，延伸至金融交易領域中，如對高頻交易與演算法交易等應用，制定更具體與技術導向的法規與管理架構，反映各國監理機關對 AI 交易潛在市場衝擊的關注與重視，彰顯在即時監控機制、模型治理及維持市場穩定等要素，在新興 AI 交易技術快速滲透市場運作之際，已成為監管框架調整與政策實施的核心關鍵。

第六章 業界個案深度訪談

本章為呈現具實務經驗之業界人士觀點，藉由深度訪談，以瞭解人工智慧技術於國內外金融交易與造市應用之現況、潛在風險與挑戰，作為前述章節在文獻回顧上的實務補充與案例參照。

第一節 受訪者概況及背景

本研究採用深度訪談法，邀請國內量化交易與高頻交易公司成員、具程式交易經驗之專業投資人以及國外交易所從業人員。透過訪談蒐集資料，整理受訪者於 AI 交易應用現況、成效和實務挑戰，並進一步彙整其觀點與案例，期盼本章內容能為金融市場參與者、學術界及主管機關，提供後續研究分析、對策與制度規劃之參考與借鏡。

表 6-1 訪談對象背景

受訪者代稱	背景/職稱	主要領域	代表經歷／公司
羊叔	創辦人	高頻交易、FPGA	皓德盛科技
受訪者 A（匿名）	資深成員	量化交易	國內量化投資公司
Acer 交易醫生	專業投資人	程式交易、主觀交易	15 年以上交易經驗
受訪者 B（匿名）	資深成員	造市業務開發	國外交易所

第二節 高頻交易公司觀點

一、受訪者背景介紹

本研究團隊邀請皓德盛科技股份有限公司創辦人曹維欣先生（暱稱「羊叔」）進行深度訪談。皓德盛科技自 2020 年成立以來，專注於高頻交易（High-Frequency Trading, HFT）技術的自主研發，是台灣本地少數能夠結合 FPGA（可程式閘陣列）設計、打造超低延遲且高穩定性高頻交易系統的新創公司。其業務範圍涵蓋延遲套利、跨市場套利、多商品造市策略及流動性供給，並具備直接連接台灣期貨交易所（TAIFEX）、日本交易所集團（JPX）、香港交易所（HKEX）、新加坡交易所（SGX）、芝加哥商品交易所（CME）等國際主要市場的能力，能夠實現奈秒（nanosecond）級別的下單速度，為台灣高頻交易領域具指標性與國際競爭力之代表。本研究團隊根據 2025 年 6 月 19 日的訪談內容，歸納以下三大重點，作為業界實務觀點之參考。

二、受訪者訪談內容

（一）AI 技術於金融交易與造市運用的現況與觀點

受訪者（以下簡稱羊叔）指出，高頻交易領域競爭的核心與本質在於「速度」，即如何將市場訊息反應至實際下單的延遲（latency）壓縮至極限。儘管 AI 技術近年快速發展，在金融交易領域已有諸多應用案例，例如透過串接券商、交易所 API 進行全自動交易，或是透過現行主流的 AI 技術如強化學習、深度強化學習開發交易策略等等。但對於高頻交易而言，若無法將 AI 或非 AI 驅動的交易策略在硬體層面落地，實現極低延遲的即時運算，相關的模型再優

秀都無法真正帶來競爭優勢。

羊叔強調，AI/ML 模型在理論和策略開發階段展現潛力，能提升決策品質與效率，但最終能否「賺到錢」仍取決於模型運算能否藉由硬體或其他方式加速。因此，AI 作為工具在金融交易領域擁有極大的潛力與想像空間，但在真正完全導入到交易實務上，仍有需要克服的挑戰空間，其產生的複雜交易邏輯和即時判斷，若僅停留於軟體層執行，勢必無法滿足高頻交易對於延遲的極致要求，而皓德盛科技突破業界作法，專注於在「硬體」上直接且直觀的縮短延遲，其最大的競爭優勢在於透過以 FPGA 為核心的極低延遲系統，達到最極致的「硬體加速」。相較於其他競爭者，皓德盛科技在高頻交易上，擁有全國唯一的專利技術，並透過硬體加速的方式，將交易延遲由微秒（microsecond）降低至奈秒級別，將交易執行速度推向極致。

（二）現行法規制度下對高頻交易之限制與瓶頸

台灣金融產業一向較為保守，尤其在交易實務層面受到嚴格監管。無論期貨或現貨商品，交易執行必須遵循多項法規與明文規定，市場參與者須符合資訊申報、下單流程及風險控管等各項要求，使 AI 或其他新技術在落地時面臨較高的法遵門檻與壓力，即使某些策略在國際市場已證明有效或具有潛力，因台灣金融法規架構上的差異，也不一定能有效應用於本地市場。

羊叔進一步以實務經驗說明國際與台灣市場的明顯差異，國際上的高頻交易市場，相關公司與機構通常把機器設備直接設在交易所機房（co-location），能直接連線至交易所，以達到最低延遲、極大化速度優勢。例如美國芝加哥商品交易所（CME）、新加坡交易所（SGX）、香港交易所（HKEX）等，都

允許合格機構以直接市場接入（Direct Market Access, DMA）方式下單，架構較為彈性與開放。但根據臺灣證券交易所於《臺灣投資指南 2024》⁸ 與「我國證券市場建置主機共置(Co-Location) 歷程」⁹中與 Direct Market Access 之相關說明，委託人可透過專線與證券商交易系統連結，交易指令雖可自動傳送，仍須經由證券商進行相關檢核及風險控管程序，轉送至交易所撮合。而國外的現行做法，則是投資人可直接將委託單傳輸至交易所撮合，於下單後再由經紀商（broker）進行風險控管、資金要求等相關程序。據此，台灣目前在下單上皆必須經過經紀商（broker）才會進到交易所端，即使前端系統已將延遲降至最小，實際執行仍受制於法規使流程拉長，額外產生數百微秒的延遲，導致與國際接軌速度明顯落差，也使部分高頻策略難以在本地市場落實。

（三）台灣金融產業科技人才與國際對比

台灣在高頻交易、金融科技系統與 AI 模型和技術開發上具備一定技術基礎，但金融業面臨的關鍵挑戰在於科技與工程人才的招募，特別是跨足金融與工程領域的技術人才。羊叔直言：「台灣目前同時懂金融、又熟悉硬體、軟體的人才極少。最關鍵的是，金融業與科技業之間的薪資結構存在明顯落差，導致許多頂尖工程師寧可進入大型科技公司或選擇海外發展，而非投入國內金融產業。本土金融機構也因成本及經營壓力，難以比照國際水準大規模雇用工程人才。」

台灣金融業長期以來相對保守，對於科技創新、AI 及硬體投資的意願和

⁸ <https://www.twse.com.tw/zh/about/company/guide.html>

⁹ <https://www.twse.com.tw/staticFiles/product/publication/0001067003.pdf>

力度，皆明顯低於國外主要金融市場。以薪資結構來看，美國、歐洲等地的知名量化交易公司或對沖基金的工程師年薪，通常為台灣同類職位的五到八倍以上。國際大型金融機構如高盛（Goldman Sachs）、摩根大通（JPMorgan）等，內部來自資訊、電機、數學等工程領域的人才比例亦顯著高於台灣金融業者，且持續投入巨資於高頻交易、AI 與量化領域的研發。從國際觀點來看，對科技專業人才的高度需求已在徵才過程中顯現。

面對此一趨勢，台灣若無法改善現有人才培育及薪資結構，未來面對國際金融機構及外資企業在高頻交易、AI 與量化金融等領域的激烈競爭時，可能處於更加不利的位置，影響整體產業的國際競爭力。而在此之下，皓德盛科技則以小型化、高專業的團隊組成為策略，憑藉深厚的技術實力與專利佈局，在現有環境下成為台灣高頻交易技術領域中，具備國際競爭力的代表。

第三節 量化交易公司觀點

一、受訪者背景介紹

本研究團隊邀請國內專注於量化交易之投資公司資深成員，具備豐富金融市場經驗與量化交易之專業知識，其背景涵蓋資訊及金融跨領域，對於台灣與國際市場 AI 應用與產業現況有深刻見解與觀察。基於業界保密及研究倫理考量，受訪者以匿名受訪，在本節中將以「受訪者 A」作為代稱，以下根據 2025 年 6 月 22 日的訪談內容，歸納整理三大重點，作為業界實務觀點之參考。

二、受訪者訪談內容

（一） AI 於金融交易應用的現況與限制

受訪者 A 表示，「量化交易」與「高頻交易」不一定等同於 AI，但 AI 的確已在產業中廣泛應用。目前台灣業界在量化交易上，AI 的角色主要聚焦於交易策略開發。以往策略的開發從構思、驗證到除錯並回測需耗時一至兩個月，如今透過 AI，可大幅提高效率，將時間壓縮至數日甚至更短。舉例而言，交易員可根據市場經驗與邏輯構思策略，並交由 AI 進行模擬與驗證，最後比對結果。這一流程讓人類與 AI 互補，加速了策略開發的效率並減少盲點，提升策略多樣性。

然而，現階段 AI 尚難取代人為判斷與市場經驗。多數 AI 生成的策略模型具有「黑箱」(black box) 特性，雖然能產生勝率、績效數據等結果，但難以追溯其運算邏輯與決策依據。在金融交易上，「黑箱」問題正是 AI 尚無法全面主導自動化交易的關鍵障礙之一。尤其在金融體系下的自營單位，依現行監理規範，主管機關強調交易決策須具備合理性與透明度，每一筆下單須有清楚的依據與說明，並交付相關交易報告。因此，AI 目前在台灣金融業，扮演的仍是輔助協作與加速開發的角色，而非主導交易的核心工具。

（二） 國際機構與台灣應用現況之差異

根據受訪者 A 的業界經驗，國際大型量化交易公司，尤其美國與中國的業者，如簡街資本 (Jane Street)、幻方量化 (High-Flyer Quantitative)，近年已積極推動 AI 於交易流程中的高度自動化。這些公司在 AI 技術的發展上投入龐大資源，擁有強大的運算能力，能夠透過 AI 快速批量生成交易策略與模型，以因應全球多變且多元的市場環境和需求。當策略在市場中表現不佳時，

會立即進行篩選與淘汰，整體運作方式著重於在效率與產出，強調策略的不斷迭代與更新。

受訪者 A 進一步說明，此一差異主要來自於台灣市場在規模與性質上的不同，國際大型量化公司往往參與多個國家或全球市場，涉及的商品種類繁多、交易規模龐大，因此對於策略數量與自動化程度的需求相對較高，必須不斷調整與更新策略，以維持在國際金融市場的競爭力。相較之下，台灣日均 4000 億左右的交易量，在規模較小、成交金額有限的市場中，實際運用的策略數量亦較為有限。若公司只專注於台灣市場，實際上不需部署太多策略。因此，台灣 AI 應用尚未如國外廣且深，多數公司仍以人為主導，AI 作為協作輔助。

（三）AI 及量化、高頻交易普及對市場之衝擊

1. 市場兩極化現象

受訪者 A 指出，AI 與高頻量化交易的廣泛應用，使市場兩極化現象日益增加。大型機構與專業投資者擁有雄厚資本與技術，能以更快的速度、更先進的分析工具取得優勢。中小型投資人及一般散戶難以與之抗衡，資源與技術落差造成市場競爭門檻不斷提高，進一步拉大機構與散戶間的差距。隨著 AI 軍備競賽加劇，市場參與者的資源與技術能力，成為台灣市場內外資及不同層級投資人分野的主要依據，使市場分化的趨勢更加明顯。

2. 產業人才需求變化

隨著 AI 與量化交易技術的競爭愈加激烈，產業對跨領域人才的需求亦

顯著提升。受訪者說明，以量化交易公司而言，多數成員的背景以資訊、電機、數學或統計背景為主，對於跨領域人才較為稀少的情況，業界傾向以技術為優先導向，入職後再透過內部培訓補強其金融專業知識，使其逐步成為技術與金融專業知識兼具的複合型人才。

第四節 專業投資人觀點

一、受訪者背景介紹

本研究團隊邀請台灣知名程式交易專家徐國華先生(暱稱「Acer 交易醫生」)，以專業投資人身分進行深度訪談。Acer 交易醫生自 2009 年起深耕程式交易領域，累積超過十五年實務經驗。專注於台灣期貨、美國指數期貨及原油等商品，並在多策略、多週期的自動化交易上具有豐富經驗。除程式交易外，他亦長年從事主觀交易，活躍於台灣投資圈，並經營超過數百人的交易社群。以下根據 2025 年 6 月 22 日訪談內容，歸納三大重點，作為本研究之實務觀點參考。

二、受訪者訪談內容

(一) 對於 AI 技術於金融交易應用觀點

受訪者（以下簡稱 Acer）坦言，目前台灣在金融交易上，尚未完全導入 AI 技術，對於 AI 相關的應用，多以例行性資料整理、數據自動化處理為主，例如運用生成式 AI 或自然語言處理模型，自動匯出每日市場數據與整理財經資訊，以提升資訊處理效率等。此外，Acer 亦觀察到，投資圈內已有投資人運用 AI 工具協助財報資料的蒐集、分類及初步分析，或輔助策略開發。但

在現階段，AI 在台灣交易領域的主要應用仍以資訊處理、文本生成、財報分析為主。以投資人的角度而言，真正能夠利用 AI 自動產生並執行交易訊號的案例仍屬少數，AI 在金融交易領域的普及與成熟尚處於初步階段。

(二) 對於 AI 導入金融市場之現況觀察

Acer 指出，近五、六年來，尤其以 2020 年後作為分界，無論台灣還是國際市場的結構與波動型態都出現明顯變化，極端反轉行情（如 A 轉，即價格由高點迅速反轉下跌呈 A 字形；V 轉，指價格急跌後又迅速反彈呈 V 字形）明顯增加，他認為這與 AI、量化交易及高頻交易等技術於市場中的占比日益擴大密切相關，進一步推升了行情的波動幅度與反轉速度。Acer 強調：「市場對於全球新聞事件與重大消息的消化反應變得極快。」由於 AI、大數據與自動化監控工具的導入，市場參與者能即時擷取、監控、解讀各類金融資訊，加速交易訊號出現與消失的週期。例如，國際新聞、政策訊息一發布，市場在短時間內即出現大幅波動，而訊號亦迅速被消化完畢。此現象雖為專業投資人帶來更多短線操作機會，但同時，也對市場參與者的資訊判讀能力、交易紀律及策略靈活性提出更高要求。

(三) 對於一般投資人之影響與建議

面對 AI 與量化、高頻交易逐步主導市場環境的現況，Acer 強調，散戶依然具備獲利空間，重點在於能否發揮部位調整的靈活性來獲得優勢。他以自身經營的交易社群為例，其長期穩定獲利者約占五成，顯著高於市場平均，而主因在於社群成員能嚴格執行紀律操作，重視風險控管與資金管理，並善用「小賠大賺」與期望值管理等交易觀念拉高勝率。Acer 表示：「散戶最大優

勢在於部位調整與方向變化的靈敏度，但許多散戶將優勢誤用在模仿大戶或凹單等行為，最終導致受傷。雖然市場變得比以往嚴苛，但若能落實正確觀念與風控，散戶其實有機會在波動加劇的市場中穩定獲利。」此外，Acer 也認為，台灣現行市場監管措施（如漲跌幅限制）相對安全，對散戶具有保護作用，能降低極端波動風險。對於專業投資人而言，若遇到國內市場受限或假期，亦可靈活分配部位至海外市場以分散風險。他建議主管機關在未來面對 AI 交易與自動化普及時，應持續維持審慎規範，避免過早開放，確保市場穩定與一般投資人權益。

第五節 交易所從業人員觀點

一、受訪者背景介紹

本團隊邀請海外交易所從業人員進行訪談，分享國際間在造市業務上之實務觀點。受訪者於造市商的開發與合作具備豐富經驗，專責於尋找高頻交易機構及券商自營部，擔任上市商品之流動性提供者。基於業界保密及研究倫理考量，受訪者以匿名受訪，在本節中將以「受訪者 B」作為代稱，以下根據 2025 年 6 月 21 日的訪談內容，歸納整理二大重點，作為造市上之實務觀點參考。

二、受訪者訪談內容

（一）AI 技術於造市運用之現況觀點

放眼國際市場，人工智慧技術在外匯市場的導入最為積極，且接受度也最高，主要原因在於外匯市場具備 24 小時不間斷交易的特性，對輔助工具的需求更為

強烈。而根據受訪者 B 的觀察，目前人工智慧在金融交易領域的造市應用，主要還是以大數據分析和輔助決策為主。AI 目前尚未發展到可以完全取代人類直覺或決策判斷的階段。

從實務經驗來看，自動化風險管理是目前業界導入 AI 最容易落地且實際成效明顯的應用場景。因為造市商本質上不會預期價格的漲跌，必須維持市場中立，平衡部位風險。由於各交易所之間的報價存在競價關係，若造市商僅跟隨他人報價不斷加價，會使自身的部位較趨近於某一方向，失去造市商本來該有的中立角色，進而導致虧損。因此，如何透過 AI 做到報價優化與部位動態調整，在維持風險管理的前提下，不失去其報價優勢，即為 AI 應用的重點與潛力所在。

(二) AI 應用於造市之監理觀點與市場潛在風險

根據受訪者 B 觀察，由於造市商的主要角色在於促進市場流動性，其報價策略較為中立，交易所及監理機關對造市商於技術應用上，普遍採較寬容態度，惟前提為其運作機制及風控措施必須高度透明，確保市場穩定與交易公平。

而在對市場之影響上，受訪者 B 認為造市商導入 AI 對市場衝擊相對有限。舉例來說，例如外界或多數人擔憂若機構採用同質化、同策略的 AI 模型會加劇市場波動，但事實上，市場需同時有買方與賣方才能成交，若所有 AI 模型判斷均一致，反而會造成成交量下降，無法成交搓合，因此對波動度的影響實際不大。此外，若以是否存在資訊安全為例，造市商多以專線與交易所直接連接獲取數據，資訊安全風險低於其他市場參與者，被惡意操控或攻擊的機率相對較小。而針對 AI 模型的黑箱問題，受訪者指出，雖然深度學習

模型確實在策略上確實存在不可解釋性，難以追究部位進場、出場等交易上的依據。但造市商內部多有嚴謹的偵錯及風控機制以降低風險。其他風險如因人為疏失（如「胖手指」）導致的異常事件發生率，也因自動化交易技術的提升而大幅降低。

第六節 問卷結果

本研究採用半結構式問卷設計，結合量化評分題項與開放式問答題組，以蒐集受訪者對人工智慧在金融交易領域之應用觀點。量化題部分聚焦於兩大面向：其一為 AI 應用在交易上的效益程度（六項指標），其二為實務上可能面臨的困難與限制程度（五項指標），受訪者需依五點量表進行評估開放式題組則引導受訪者就「應用現況」、「未來發展策略」、「市場成熟度與瓶頸」、「潛在風險」、「監理建議」等面向提出深入見解，補充量化統計數據無法完全反映的觀點與意見，助於呈現 AI 交易在臺灣的發展現狀。

本次問卷調查對象涵蓋金融機構量化交易團隊、科技公司專案主管及學研單位研究人員，共回收有效樣本 33 份。受訪者年齡以 40 至 49 歲為主，學歷以碩士以上居多，且多數具備逾十年產業經驗。整體而言，受訪者多認為 AI 在臺灣金融交易領域尚處於「試驗性」與「半自動化導入」階段。實際全面落地並由 AI 模型主導交易決策的案例僅佔約 27%，多數仍停留於輔助決策、產生交易訊號或進行風險控管之層面。最終決策權仍主要掌握於交易員手中。

針對 AI 技術於金融交易可能帶來之效益程度，本研究設計六項指標，請受訪者以五點量表評分（程度 1~5 分，1 分表示完全無助益；3 分表示有部分助益；

5 分表示極大助益)，以下附圖說明：

一、投資操作績效

多數受訪者給予中高分，顯示 AI 在提升投資績效方面被普遍認為具一定幫助，但仍有部分集中於中間值，顯示效益尚未獲得一致共識。

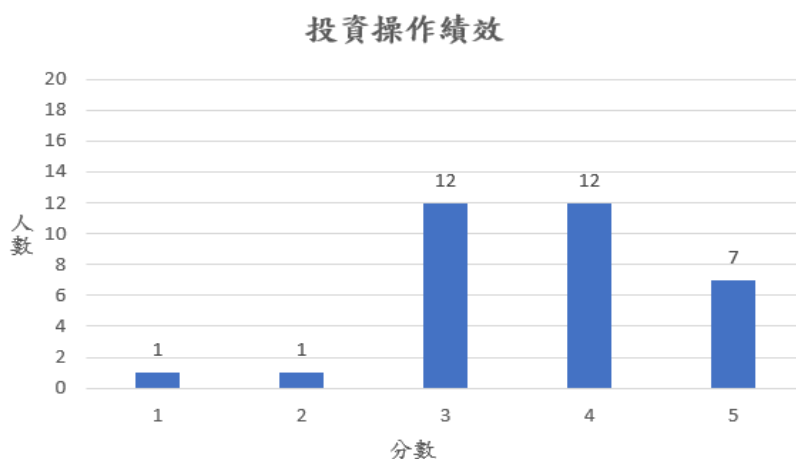


圖 6-1 投資操作績效分析

二、交易與決策效率

此項目獲得最高平均分數，絕大多數受訪者評為 4 分或以上，顯示 AI 在提升決策效率上獲得高度肯定。

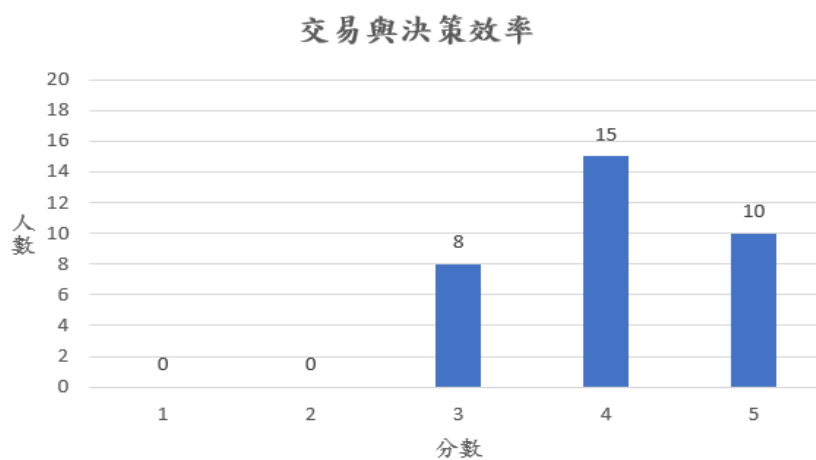


圖 6-2 交易與決策效率分析

三、改善風險管理效果

多數受訪者給予中高度評價，顯示 AI 被視為有助於即時監控與風險控管，但亦有部分受訪者持較保留態度。

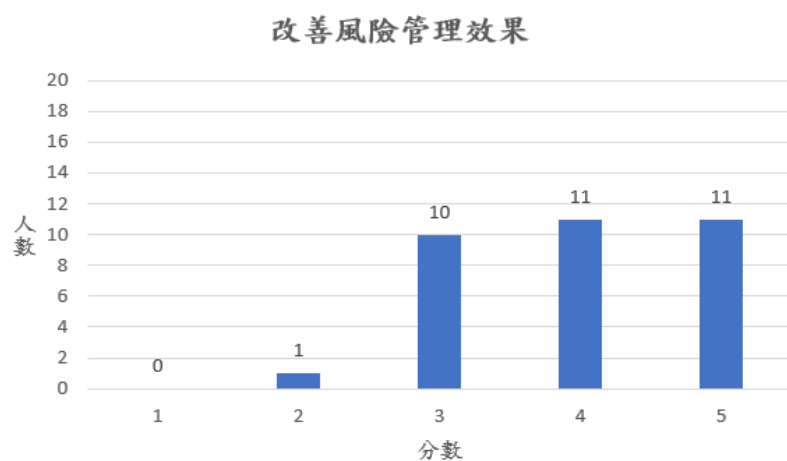


圖 6-3 改善風險管理效果分析

四、市場趨勢預測能力

此項評價分布較為分歧，部分受訪者給予高分，另一部分則集中於中間值，顯示對 AI 趨勢預測能力的看法存在差異。

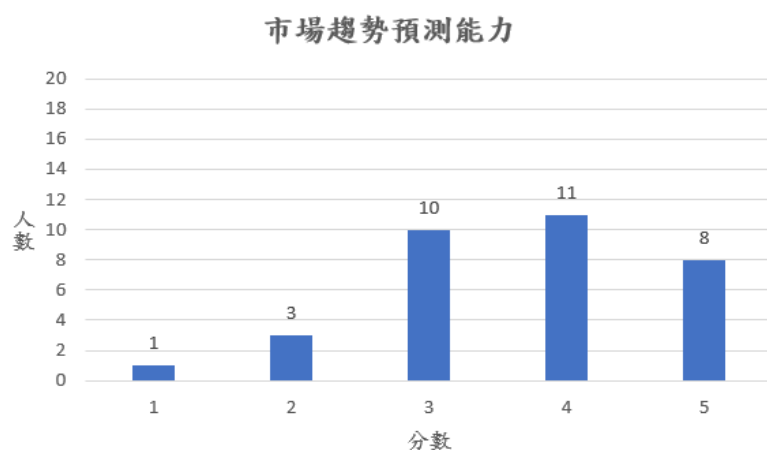


圖 6-4 市場趨勢預測能力分析

五、資料分析的精確性

大多數受訪者評為高分，顯示 AI 在數據分析精準度方面受到廣泛肯定。

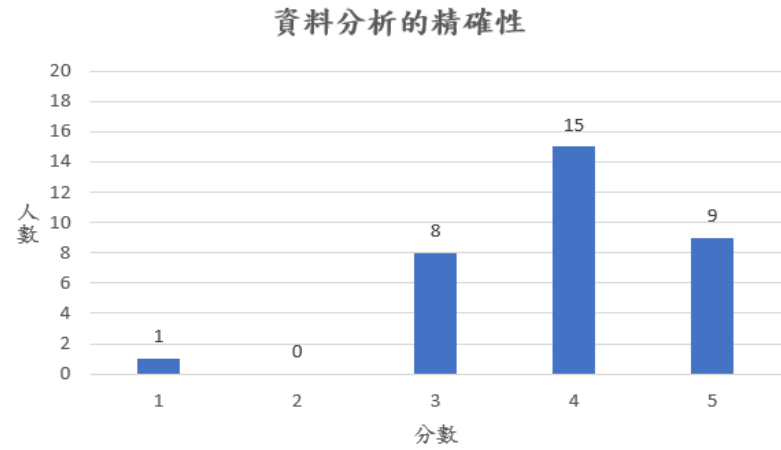


圖 6-5 資料分析的精確性分析

六、降低人為錯誤與操作風險

多數受訪者給予高分，顯示 AI 被普遍認為有助於降低人為錯誤與操作風險。

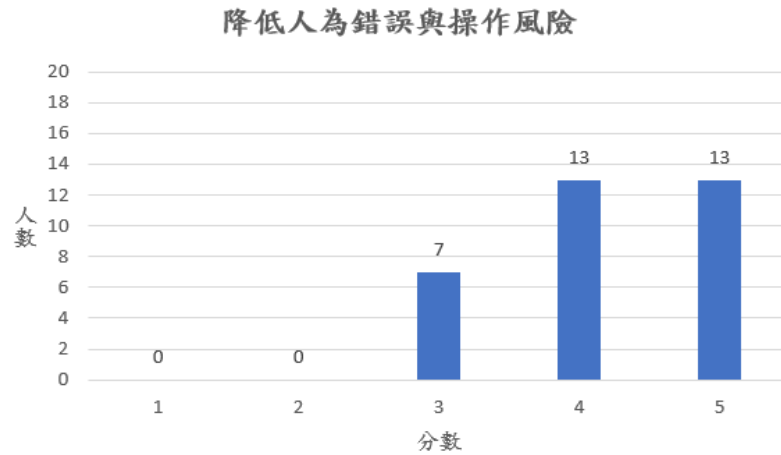


圖 6-6 降低人為錯誤與操作風險分析

綜合六項效益指標的結果可以發現，AI 在「提升交易與決策效率」與「資料分析的精確性」方面，受訪者給予的評價最為一致且高度集中，顯示這兩個面向已經

成為業界普遍認為 AI 於金融交易之核心價值。相較之下，「投資操作績效」與「市場趨勢預測能力」的評價則呈現較大差異，部分受訪者肯定其潛力，但亦有不少人給予中間分數，顯示在這些面向上仍存在實務落差與不確定性。至於「風險管理」與「降低人為錯誤」則位居中高程度，代表 AI 在風險控制上的成效所在，但仍未完全取代人工經驗。

針對 AI 技術於導入金融交易中可能帶來之困難和限制程度，本研究進一步設計六項指標，請受訪者以五點量表評分（程度 1~5 分，1 分表示完全無助益；3 分表示有部分助益；5 分表示極大助益），以下附圖說明：

一、技術成本過高

多數受訪者評為中高分，顯示技術成本被普遍視為主要挑戰之一。

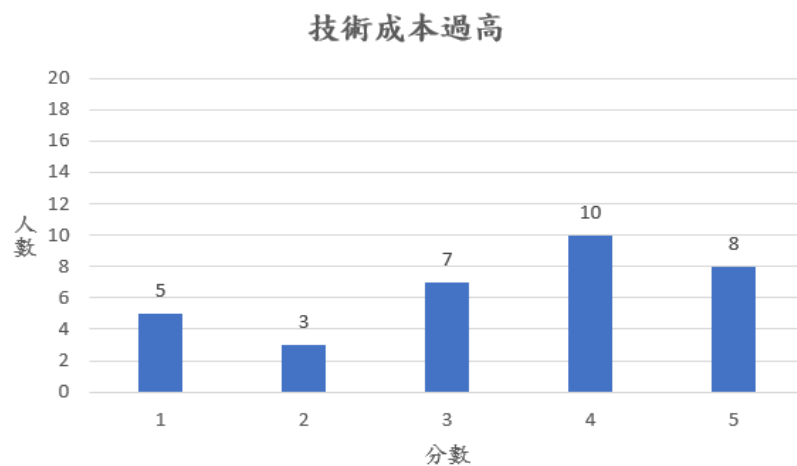


圖 6-7 技術成本過高分析

二、AI 人才短缺

部分受訪者評為中高度困難，顯示跨領域人才缺乏為業界普遍共識。

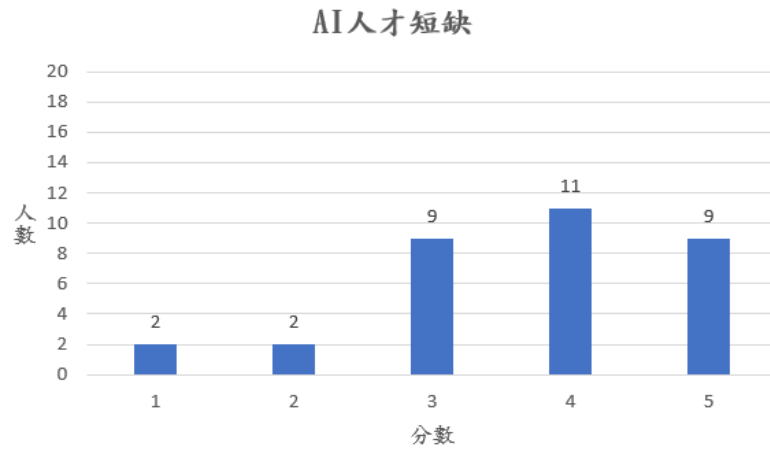


圖 6-8 AI 人才短缺分析

三、資料品質不佳或不足

多數受訪者評為中高分，顯示資料品質與完整性不足被認為是實務推動的重要障礙。

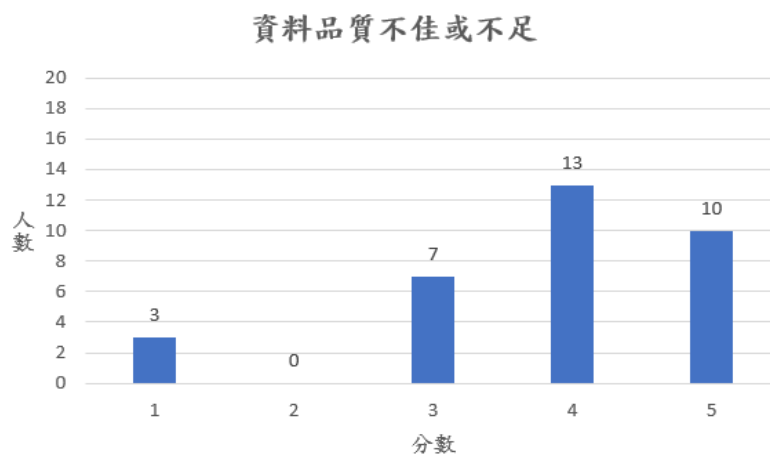


圖 6-9 資料品質不佳或不足分析

四、AI 模型缺乏可解釋性

受訪者多數給予中高度評分，顯示模型透明度不足已成業界關切的議題。

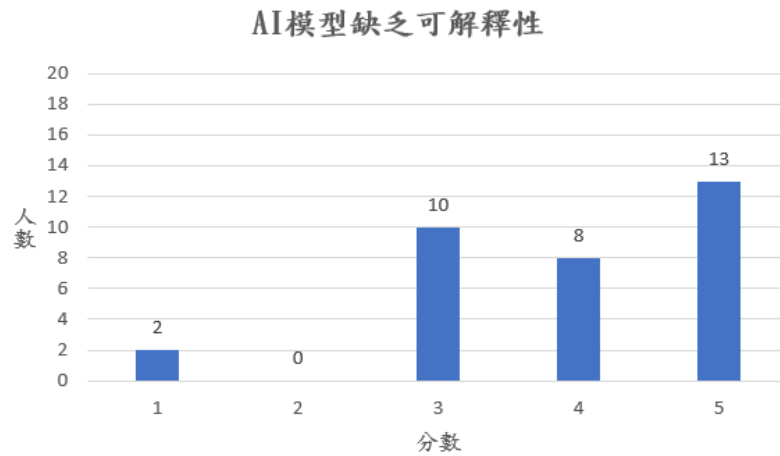


圖 6-10 AI 模型缺乏可解釋性分析

五、法規或監理限制

結果分布較平均，部分受訪者認為法規限制顯著，部分則持中立，顯示意見分歧。

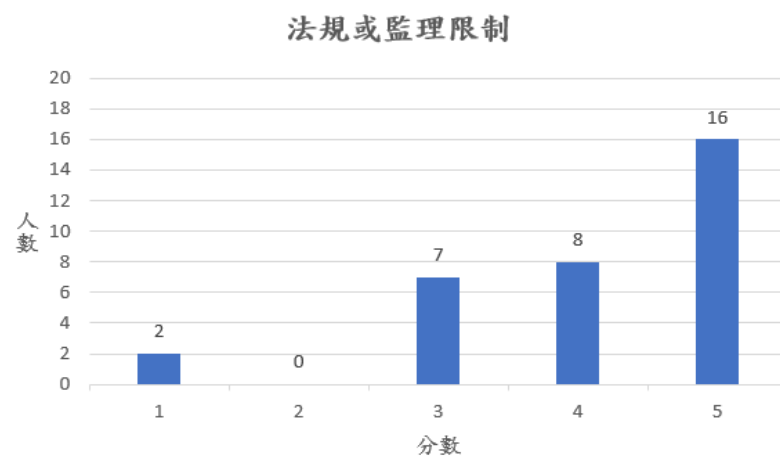


圖 6-11 法規或監理限制分析

整體來看，受訪者最為關注的挑戰集中於「技術成本」、「人才短缺」與「資料品質」三項，評分普遍落在中高區間，顯示在基礎條件尚未完備的情況下，AI 的廣泛導入仍存在明顯門檻，而這些問題主要涉及產業投資、人才培育與資料品質等因素，需仰賴長期且持續的投入。相較之下，「模型缺乏可解釋性」與「法規或監理限制」則代表制度與信任層面的顧慮：前者涉及透明度與法令尊循，後者反映業界對監管環境不確定性的敏感。雖然兩者在受訪者評分上的分布差異較大，但其核心皆指向市場尚缺乏穩定且明確的信任機制。

為引導受訪者針對實際經驗與觀察提出更具深度的見解。本研究透過設計多項開放式題目，探索受訪者於導入誘因與現況、掌握未來發展方向、辨識市場成熟度、潛在風險、對監管機關的建議等方面之觀點，同時也關注部分機構不考慮使用 AI 的原因。本研究就所收集之回覆，整理於表 6-2。整體而言，受訪者普遍認為，目前 AI 多用於交易訊號輔助與風險控管，仍停留於半自動化階段，導入程度有限。對未來發展，多數期待 AI 能延伸至異常偵測、跨資產策略與更精細的模型應用，但認為推動進展受限於人才缺口、高成本與監管不明確。針對風險，受訪者最憂慮市場閃崩、系統失控與價格操縱，並指出責任歸屬與模型透明度不足將加劇問題。在監理面向，多數建議建立模型審查、壓力測試及交易機構登記回報制度，以提升市場信任與安全性。

表 6-2 開放式問卷彙整結果表

題幹	主要觀點（依出現次數排序）	代表性片語 / 範例原句
採用 AI 交易的誘因	a.決策輔助、精準度提升 b.提升競爭力 c.強化風險控管 d.降低人力／成本 e.追求執行速度	「作為決策輔助工具，提高精準性」 「提升市場競爭力、降低人工操作成本」
當前應用情況	a.以交易訊號產生與風險監控為主 b.仍偏半自動化，人員最後決策 c.限制：模型透明度不足、資料品質不一、法尊疑慮	「目前多用於因子選股及風控，尚未全面自動下單」
未來推動方向	a.建置智慧異常偵測與動態風控 b.延伸至多資產配置與跨市場套利 c.強化資料基礎、提升模型穩定度	「預期訓練出比人為投資更低風險、高獲利的機器人系統」
台灣市場成熟度與瓶頸	a.整體仍屬測試、觀望期 b.AI 人才缺口、高技術成本 c.監管框架不明、資料來源分散	「產業普及度低，最大瓶頸在於資料與人才」
市場潛在風險	a.閃崩／極端波動 b.系統失控 c.市場操縱 d.流動性集中、責任歸屬模糊	「高速演算法疊加可能引發連鎖閃崩」
AI 交易之其他潛在風險	a.演算法偏誤與歧視 b.誰對 AI 交易失誤負責 c.黑箱模型難以稽核	「倫理與責任歸屬仍是灰色地帶」
監理建議	a.模型審查／驗證制度 b.壓力測試／閃崩模擬 c.AI 交易機構註冊與回報機制 d.強化訓練資料來源揭露	「應要求高頻交易公司註冊並定期回報模型效能」
不考慮使用 AI 的原因	a.商業機密考量 b.資安與成本負擔 c.對模型穩定度仍無信心	「模型成熟度不足，風控成本過高」

第七節 小結

本章透過深度訪談與問卷調查，集結台灣高頻交易公司、量化投資公司、專業投資人，以及國際交易所從業人員等業界專業人士的多元觀點，具體剖析人工智慧技術於金融交易與造市應用的真實現況、潛在風險與挑戰，更比較國內外產業、人才和技術上的不同。透過實務經驗分享，強化本研究在理論與實務層面的縱深與厚度。

綜合訪談結果顯示，AI 與高頻、量化交易策略在台灣市場的應用雖逐漸普及，然其發展仍受限於制度、技術條件與人才結構等多重因素。台灣市場的高頻交易公司受限於現行交易所之規範，無法如國際市場般將硬體加速優勢完全發揮，對應台灣金融產業保守，對 AI 發展帶來的限制。

而量化交易領域上，AI 在實務的應用多聚焦於策略開發與效率提升，協助加速回測驗證與提高多樣性，但其「黑箱」特性及法規要求的透明度與可解釋性，尚難成為完全自動化決策的主要障礙。此一現象亦對應本研究在第一章之文獻探討中，針對 AI 決策的可解釋性相似。此外，專業投資人亦觀察到 AI 與高頻、量化交易的普及，將帶動市場更趨於兩極化發展，機構與一般投資人之間的競爭門檻拉大。一般投資人唯有強化紀律、風險控管及部位靈活性，才能於波動加劇的市場環境下維持獲利，受訪者亦認為台灣市場現階段的監理政策相對審慎，對於極端波動與投資人保護上確實發揮一定成效。

第七章 人工智慧對金融市場之衝擊

自 21 世紀以來，人工智慧（AI）技術已從理論發展走向產業應用，徹底重塑了全球金融市場的運作方式。從早期的規則式專家系統、機器學習，到現今以深度學習與強化學習為核心的自動化演算法，AI 正在驅動交易執行、策略建構、風險管理乃至資產配置的全面升級。根據國際貨幣基金組織（IMF, 2024）的調查，全球主要金融資本市場的演算法交易滲透率持續提升，2022 年美國股市 70% 以上的成交來自演算法交易，外匯、期貨等市場亦緊隨其後。這一趨勢帶來效率與創新的革命性突破，使資本市場反應速度大幅提升、交易成本降低，甚至推升金融商品的多元性與市場參與的便利性。

然而，隨著 AI 技術快速發展並廣泛滲透至全球各主要金融市場，其複雜性與高度自動化特性也為當前金融市場帶來多種潛在風險與衝擊。正如第一章所揭示，國際貨幣基金組織（IMF, 2024）與金融穩定委員會（FSB, 2024）均指出，AI 在金融市場的高度普及，已引發諸多結構性風險，包括模型同質性帶來的同步行為、非銀行金融機構風險的外溢效應，以及模型可解釋性不足等問題。這些議題不僅在近年多起國際市場極端波動事件中有高度相關，亦逐漸成為各國監管機關與金融業界關注的核心重點。

本章將結合前六章的文獻回顧、國際監理觀察與業界訪談，尤其依據國際主要機構對 AI 於金融市場影響所提出的觀點與調查，進一步剖析 AI 於金融市場的衝擊與風險。

第一節 系統性風險與市場穩定性之衝擊

一、模型同質性與相互影響

以人工智慧驅動之現代金融交易的各類模型與技術，無論是以深度學習、強化學習還是生成式 AI 模型，現今主流交易策略高度依賴大規模歷史數據、即時行情與其他非結構化資訊或新聞文本，據此，根據國際貨幣基金組織（IMF, 2024）與金融穩定委員會（FSB, 2024）所揭示，在量化交易或高頻交易中的 AI 模型，因其在訓練及測試階段，廣泛採用相似的資料來源、特徵或類似的結構。而當這類高度同質化的 AI 模型，因受限於資料集與市場共識，容易產生「同步化行為」——亦即在面對特定經濟事件或市場訊號時，眾多模型同時發出相近的預測與交易決策，集體放大市場波動，甚至於短時間內推升價格劇烈變動。這一風險已在國際案例中屢有驗證，以 2020 年 3 月新冠疫情爆發初期為例，隨著疫情擴散與市場恐慌升溫，全球主要資產價格在極短時間內同步下跌，標普 500 指數僅 16 個交易日內下跌超過 20%。後續國際貨幣基金組織於 2020 年針對 COVID-19 時期之全球金融穩定報告中指出，當金融條件急遽收緊、波動率飆升時，量化基金與系統化策略投資人因槓桿與風險管理模型高度同質，集體同步去槓桿與拋售資產，導致大規模的資產同步拋售與流動性危機，並顯著放大了市場價格波動與流動

Liquidity conditions have deteriorated across a broad range of markets.

**2. Average Proportion of Variation Explained by Jumps
(Percent)**

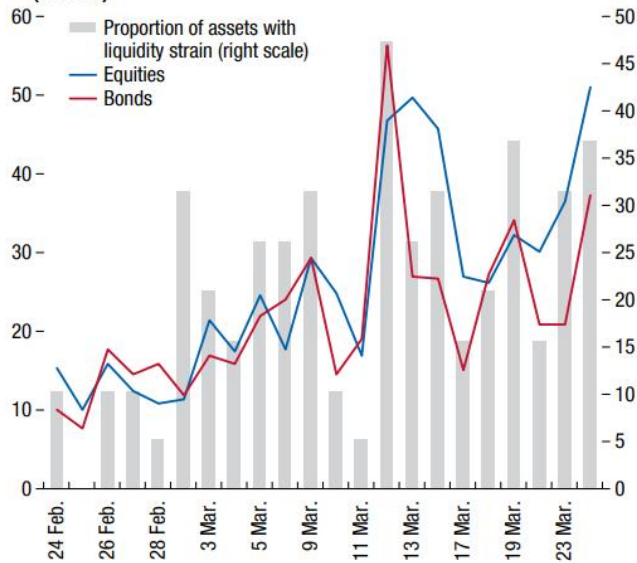


圖 7-1 價格異常跳躍的平均變異比例

資料來源：國際貨幣基金組織（2020）

性風險，如圖 7-1 所示，2020 年 3 月全球金融市場在疫情衝擊下，從 3 月上旬開始，股票與債券市場中由異常跳躍解釋的波動比例明顯攀升，意即市場價格短時間內劇烈變動，出現流動性缺乏的資產比例亦顯著升高，亦驗證了市場同步化行為下，加劇了價格波動與流動性喪失的現象。

二、非銀行金融機構風險外溢

人工智慧(AI)與演算法交易於全球資本市場的普及，非銀行金融機構(NBFIs)如量化交易公司、高頻交易公司、對沖基金等相關機構，已成為現代金融市場中的主要參與者，根據 IMF (2024) 指出，這些非銀行金融機構(NBFIs) 普遍以更高的技術和資本主導著金融市場，雖其促進資本配置與市場效率，但同樣也增添了潛在的系統性風險。隨著 AI 與自動化交易系統滲透，市場交易活動日益集中於

少數幾家活躍機構。以歐洲地區之股票市場為例，根據圖 7-2 所示，排名前十的參與者累計貢獻了逾九成交易活動（成交筆數、金額、掛單數），顯示市場主導權高度集中於少數機構。意味著當市場面臨波動時，少數主導者若同時調整部位，AI 驅動的演算法模型在偵測到同樣市場訊號時，會集體做出類似決策，易引發連鎖反應，導致價格劇烈變動或流動性短缺，進一步造成金融市場之衝擊。

Activity in markets dominated by algorithmic trading tends to be dominated by a few players.

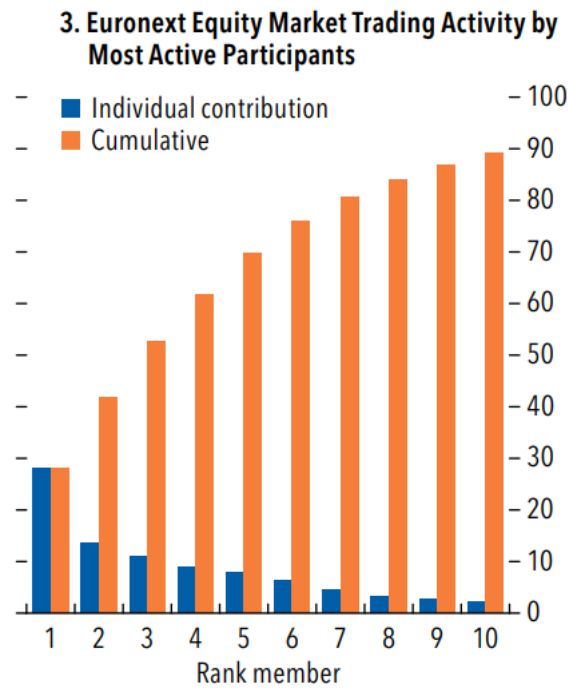


圖 7-2 歐洲股票市場活躍機構的交易活動集中度分析

資料來源：國際貨幣基金組織（2024）

此外，NBFIs 在監管層面普遍受到較低的規範門檻、尤其在資本適足率、槓桿比率與申報等方面，往往不及銀行等受監管機構嚴格，NBFIs 雖憑藉 AI 技術與資本靈活性提升市場效率，但在監管寬鬆與市場主導權集中的雙重條件下，其可能帶來的外溢性風險已成為現代金融體系不可忽視的挑戰。

模型同質性可能導致市場參與者出現同步化反應並放大價格波動，近年在實務與研究領域上，均提出多項降低此風險之策略與技術。面對人工智慧帶來的潛在衝擊，下列方法可作為金融機構與監理機關在模型開發與部署階段的參考：

（一） 引入模型多樣性指標

模型多樣性指標用於量化多個模型之間的差異程度(Gong et al., 2019)，其核心目的在於避免不同 AI 模型（例如多種交易策略模型）在實際運行時表現出高度同質化行為，進而引發市場同步化反應、流動性風險或價格波動放大。具體而言，可透過模型相似度衡量（例如 Cosine Similarity of Feature Importance）檢驗新策略與既有策略在特徵重要性上的相似程度，以避免策略過度集中或重疊。

（二） 設計反向策略模型

可由造市商或高頻交易機構設計風險對沖機制或策略去相關性等措施，當價格短暫偏離均值時，透過反向操作提供流動性。採取與市場趨勢相反的交易，以吸收市場衝擊並修正偏差，減緩價格異常波動，維持市場穩定。

（三） 鼓勵使用非傳統資料來源

鼓勵相關機構使用衛星影像、ESG 評等、社群媒體情緒等非傳統資料來源訓練模型(Sun et al., 2024)，避免所有模型僅依賴歷史價格或財報資訊，降低策略間過度同質化的問題。

（四） 導入市場集體行為模擬器

透過市場模擬器，測試多個 AI 模型在極端情境下的交互反應。藉由壓力測試多 AI 模型在不同市場條件下的表現(Byrd et al., 2020)，觀察當 AI 模型於市場運作時對市場造成的影響，並提前發現潛在風險。

（五） 建立 AI 模型沙盒平台（Sandboxes）

歐盟《人工智慧法案》（AI Act, 2024）已將 AI 監管沙盒制度化，要求各成員國建立受控環境，允許企業在監理機關的監督下測試高風險 AI 系統。而在金融交易領域上，主管機關可要求市場參與者在模型上線前，先提交至沙盒平台，於非實盤條件下進行壓力測試與行為模擬，以驗證模型在不同情境下的穩定性與市場影響。

第二節 模型不透明性與可解釋性之衝擊

根據本研究第二章與第三章所述，目前金融市場主要運用的 AI 技術包括深度學習、強化學習、生成式 AI（Generative AI）等。

Some of the largest risks involve herding and market concentration as well as model explainability.

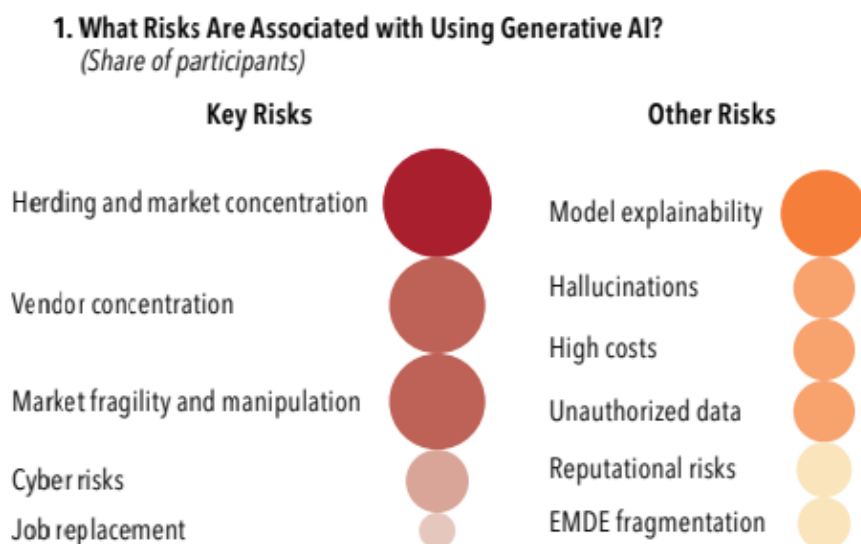


圖 7-3 生成式 AI 於金融應用之主要風險

資料來源：國際貨幣基金組織（2024）

這些先進技術雖具備優異的，資料處理和預測能力，但其決策過程的黑箱（black-box）特性，即模型的內部決策邏輯高度複雜、缺乏透明度，外部觀察者難以解釋模型依據，成為業界與監理機關最關切的重點。目前全球主要監理機關，包括美國證券交易委員會（SEC）、歐盟證券及市場管理局（ESMA）與亞洲多國監管單位，均已將 AI 模型的「可解釋性」視為重要的市場監理要求。而以近期興起的生成式 AI 為例，IMF（2024）的調查亦顯示（見圖 7-3），當前新興之 AI 技術風險，除前一節模型同質性的風險外，模型的「可解釋性」也是當前市場關注的核心議題之一。

透過本研究於第六章對業界專業人士的深度訪談中總結，受訪者一致指出儘管 AI 能提升策略開發效率與決策精度，但當下多數模型缺乏明確可追溯的決策邏輯，尤其對於高度監管的金融機構，若廣泛運用 AI 於自動化之交易策略當中，則難以對主管機關清楚說明每一筆交易的依據。IMF（2024）及 FSB（2024）亦強調，可解釋性不足將削弱監理機關對金融市場風險來源的辨識能力，使異常事件的調查、問責性與事後改善皆面臨挑戰。特別是在極端行情或重大市場波動時，若 AI 模型無法明確說明其判斷依據與操作邏輯，將導致責任歸屬困難、市場信任流失，甚至影響整體金融穩定。

模型的不透明性與可解釋性不足，可能削弱市場參與者與監管機關對 AI 交易決策的信任，並增加風險識別與責任追溯的困難。近年在實務與研究領域上，已提出多種技術與措施，以提升 AI 模型在金融交易中的透明度與解釋能力。以下方法可作為模型設計、驗證與部署階段之參考依據：

（一） 導入可解釋 AI（XAI）技術

可解釋 AI 技術可解析輸入特徵對決策輸出的影響，其技術包括 SHAP(Lundberg & Lee, 2017)、LIME(Ribeiro et al., 2016)以及針對 Transformer 模型的 Attention 可視化。在交易應用中，這些方法有助於理解不同市場特徵、數據如何影響模型輸出，以提升決策透明度。

（二） 使用混合模型架構（Hybrid Models）

混合模型結合高效能深度學習與可解釋演算法(如決策樹、梯度提升機)，在保有預測精度的同時提升可解釋性。在交易中，可先由深度模型產生初步訊號，再由可解釋模型二次判斷。再進一步透過規則層(Rule-based Layering)，在模型輸出前加入符合市場慣例及符合法令遵循的規則，人為過濾不合理或極端的交易決策，提高模型的可控性。

（三） 設計模型可解釋性相關監理制度

監管機關亦可透過制度設計以提升模型透明度與市場信任，例如：

- 提交模型解釋報告：要求金融機構於模型部署時提交「模型解釋報告」，提供可解釋性與透明度資訊，作為符合法規之正式文件與外部審查依據
- 推動 AI 模型透明度評級制度：可借鏡信用評等機制，建立 AI 模型透明度的分級架構，從可解釋性、穩定性及揭露程度等面向進行評估，增進市場參與者信任並強化監管可行性。
- 導入可解釋性分數（Explainability Score）：用於量化評估 AI 模型透明度與可解釋性的指標，涵蓋特徵重要性清晰度、解釋結果的穩定一致性，以及人類可理解程度。將抽象的「可解釋性」轉化為可比較、可追蹤的數值，此分數可納入監理流程中，並進一步設置最低可解釋性門檻，以確保交易模型在透明度與穩健性上達到基本要求。

第三節 資訊不對稱與市場公平性之衝擊

總結本研究於第四章回顧 AI 與高頻交易的理論基礎及相關文獻，以及第六章在深度訪談中對業界專家進行之訪談內容。現今在金融交易中「速度」、「運算能力」及「資料來源」等技術已成為新型競爭力核心，隨著演算法交易在金融市場中的占比持續上升，各家量化公司與高頻交易公司在高度競爭的環境下，持續投入大量資源於演算法優化、資料取得與技術升級，擁有頂尖技術與運算能力的機構能以微秒級別的運算捕捉市場所釋放的訊息，國外之大型量化機構、對沖基金在資本與技術雄厚的優勢下，能透過多市場、多策略，廣泛開發策略並不斷更換、迭代更新等方式，壓縮交易策略從開發至淘汰的週期，於快速變化的金融市場中保持競爭優勢。此種不斷強化的技術與資訊的軍備競賽，不僅使資源更集中於少數具備規模與研發能力的領先機構，也導致一般券商及中小型參與者在資訊取得速度、策略開發與風險管控上漸趨落後，使得市場參與門檻因此持續提高。IMF (2024) 於全球金融穩定報告中明確指出，AI 與機器學習在金融市場的應用，可能加劇資源充沛的機構與一般參與者之間的資訊落差與競爭門檻，進一步集中市場主導權並削弱市場公平性與包容性。FSB (2024) 亦警示，當 AI 技術廣泛應用於交易決策與資產配置時，市場權力集中化與資訊不對稱將導致其他市場參與者之競爭門檻上升，甚至引發對金融交易之進入障礙。

依據本研究於第六章的訪談內容，專業投資人 Acer 從散戶角度出發，直言 AI 與高頻量化策略普及後，極端行情與市場劇烈反轉已成新常態，對於資訊與技術取得有限的個人投資者而言，AI 加速了市場訊息的消化與反應週期，若僅依賴傳統經驗與手動判斷，極易淪為價格劇烈波動的風險承接者。而根據具量化交易公

司背景的受訪者 A 所言，當前國外大型的高頻與量化機構在技術開發與資本投入上的絕對優勢，將使得市場兩極化現象更加明顯，亦使得市場參與的門檻不斷提高。

第八章 結論與建議

第一節 研究總結

人工智慧（Artificial Intelligence, AI）於近十餘年間在運算能力與資料規模快速躍升的驅動下，逐步滲透至全球金融市場的各個層面，在產業間及各領域中展現發展潛能與應用深度，尤其推動了金融交易的自動化與智能化。隨著演算法交易在各國主要金融市場與各式資產間的普及，AI 推動了量化交易與高頻交易的發展，促使交易決策機制逐漸轉型為以大數據分析為基礎，更結合了高度自適應的演算法架構，隨時因應市場條件而變化。此一趨勢不僅提升了市場效率與流動性，也為金融體系帶來全新的衝擊潛在風險，成為當前金融產業與監管單位高度關注之重點議題。綜上所述，本研究聚焦其於金融交易和造市之實踐現況、潛在衝擊及監理應對，並以「人工智慧於金融交易和造市之運用及其對金融市場之衝擊」為題，採用文獻回顧法與深度訪談法，並系統性蒐集並分析各大國際組織及監理機關針對 AI 於金融交易應用所發布之報告與政策白皮書。以回應下列三項研究目的：一、分析人工智慧技術於金融交易與造市領域的應用現況與技術發展趨勢；二、評估並彙整 AI 於金融交易中可能帶來的潛在風險與衝擊；三、探討國際間主要金融監理機關對 AI 金融交易之規範措施與應用。

一、人工智慧技術於金融交易與造市領域的應用現況與技術發展趨勢

本研究於第二章與第四章中，透過系統性學術回顧與彙整，深入探討人工智慧技術於金融交易與造市領域的核心發展脈絡。文獻回顧部分，本研究彙整近年國際主流文獻與學術資料庫，聚焦於機器學習、深度學習、強化學習等技術於金融市場多元應用。而分析結果顯示，從早期的支持向量機、隨機森林模型，延伸

至長短期記憶網路 (LSTM)、生成對抗網路 (GAN) 等深度學習架構，皆在市場預測、策略建構及風險管理上展現顯著優勢。強化學習相關演算法則推動交易決策過程由靜態規則走向自適應學習，使交易策略得以因應高頻、非線性且波動劇烈的市場環境進行動態調整。除此之外，生成式 AI 及大型語言模型的出現，也進一步拓展了非結構化資料分析、市場情緒的量化與自動文本生成等新興應用場景。

在應用層面，第四章分析指出，AI 已廣泛運用於市場情緒分析、波動率預測、最佳化交易執行、自動化造市與流動性管理。高頻交易及量化投資機構藉由自動化演算法和低延遲交易技術，有效提升價格發現效率並降低執行成本；自動化市場造市者運用即時報價技術、自動化監控風險與對沖機制，顯著加速市場反應，提升整體市場流動性與競爭強度。上述理論與技術回顧確立了人工智慧在現代金融市場中之重要地位，也凸顯 AI 推動市場結構智能化、自動化與資料驅動化的時代趨勢。

延伸至實務觀察，第六章深度訪談呈現出台灣金融產業於 AI 落地之現況與挑戰。業界專家普遍肯定 AI 對策略開發、數據處理及市場反應速度的高度貢獻，高頻交易公司強調硬體加速（如 FPGA）在極低延遲環境下對 AI 策略效能之提升作用。量化交易業者指出，AI 能顯著壓縮策略生成及驗證時程，帶動市場策略多樣化與動態調整。然而，訪談亦反映出台灣本地市場在技術資本、資料取得、跨域人才及法規環境等層面仍存在明顯落差，導致 AI 應用多以輔助決策與數據分析為主，全面自動化與自主決策尚需克服結構性挑戰。整體而言，台灣雖已逐步展現 AI 技術實力與創新潛能，惟產業現況仍與國際領先市場保持一段差距，未來若能持續深化技術佈局與監理措施，將有望鞏固並擴大本地金融市場之競爭力。

二、評估並彙整 AI 於金融交易中可能帶來的潛在風險與衝擊

為深入探討 AI 於金融交易之潛在風險與衝擊，本研究依據由（IMF, 2024）與（FSB, 2024）之調查報告所歸納出之三大面向，包含：一、模型同質性與相互影響；二、非銀行金融機構風險外溢；三、模型可解釋性不足。並於第七章彙整第一至六章的文獻回顧、國際監理觀察與深度訪談的成果，總結出三項當今市場主要關注之風險與衝擊。

首先，系統性風險與市場穩定性方面，本研究第七章第一節深入剖析 AI 模型於量化及高頻交易中的同質化現象，如何導致市場參與者在面對特定消息時產生集體性同步反應。當多數交易系統依賴相似的資料來源與決策邏輯，將可能在突發事件時放大市場價格波動，甚至於極端行情下引發流動性短缺與市場失序。國際案例與訪談結果亦顯示，AI 驅動的交易策略與模型，在極端事件的發生下將對市場穩定性構威脅。

其次，針對模型不透明性與可解釋性的挑戰，本研究第七章第二節進一步分析，現行深度學習與生成式 AI 模型與其他進階 AI 技術，雖能提升預測精度，卻因決策過程高度複雜且不透明，造成市場參與者與監理單位難以追溯異常事件的判斷依據與參數來源。當市場發生異常波動或策略失誤時，責任歸屬及調查困難度隨之提高，進一步削弱市場信任並使得監管難度提升。

最後，對於資訊不對稱與市場公平性問題，本研究第七章第三節指出，AI 及高頻交易的普及促使技術、資本與數據資源進一步集中於大型機構，使一般投資人及中小型參與者在資訊取得、決策速度與資源配置上明顯處於劣勢，導致市場進入門檻提升，公平性受損，甚至出現愈趨市場兩極化的現象。

三、探討國際間主要金融監理機關對 AI 金融交易之規範措施與應用

本研究第五章針對美國、歐洲及亞洲主要金融監理機關針對 AI 金融交易之規範措施與應用情形進行比較與分析，綜合文獻回顧、官方政策報告及深度訪談結果，發現國際間在 AI 金融監管上逐步展現「動態、科技導向、跨部門合作」等三大趨勢。

美國作為演算法交易發展的領頭羊，其監理重點在於落實既有法規基礎上的技術治理。美國證券交易委員會（SEC）及金融業監管局（FINRA）要求從事高頻及 AI 交易的金融機構，必須建立嚴謹的模型測試、風險控管、交易紀錄保存及異常行為監控機制，並將 AI 模型納入審查重點，以防範市場操縱與技術濫用。SEC 近年更強調資訊揭露與 AI 決策透明度，要求金融機構針對自動化交易模型建立書面政策與監理程序，以維護市場公正與投資人權益。此外，美國已積極導入監理科技（SupTech）強化資料分析與即時監控，提升對演算法交易及異常事件的辨識效能。

歐洲則以明確法規架構及跨國協調作為 AI 金融交易監理核心。歐盟自《金融工具市場指令第二版》（MiFID II）實施以來，針對演算法交易、高頻交易與 AI 應用訂定嚴謹規範，要求投資機構進行策略測試、風險揭露、即時監控與紀錄保存。歐洲證券及市場管理局（ESMA）進一步推動「資料平台」及「監理科技」計畫，強化跨市場、跨部門的資料收集與風險預警能力。

亞洲各國則呈現多元發展路徑。日本率先針對高頻及 AI 交易建立註冊及技術審查制度，要求業者履行系統穩定性並符合法規測試；新加坡與香港則強調 AI 應用倫理、資料隱私與金融穩健性。台灣自 2024 年起發布「金融業運用人工智慧

(AI) 指引」，要求金融機構於 AI 開發與應用中落實公平性、透明性、隱私保護及風險管理，並逐步完善資料治理及異常事件通報流程。

綜合觀察，國際金融監理機關普遍正由原則性規範朝向動態、科技導向的精緻監管轉型，強調模型治理、資料透明、監理科技與跨境合作，以因應 AI 於金融交易日益深化帶來的系統性風險與市場穩定挑戰。

第二節 建議

綜觀本研究對人工智慧於金融交易和造市領域應用現況、潛在風險及國際監理發展的分析與調查，可歸納出台灣金融市場於 AI 發展歷程中，除創新與升級的機會外，亦面臨結構性風險、監理挑戰與人才斷層等多重困境。為因應這一波技術與市場的劇烈變革，提出以下四項具體建議，期能作為政策制定、產業升級與學術推進之參考。

一、推動 AI 金融監理科技之動態升級與協作治理

AI 驅動下的金融市場高度動態與複雜，傳統靜態監管已難以即時掌握風險，建議主管機關加速導入監理科技 (SupTech)，發展結合 AI 與大數據分析的即時監控與預警機制，以強化對高頻交易、量化策略與 AI 自動化交易異常行為的動態偵測能力。參照美歐先進經驗，台灣亦應建立模型治理及審查機制，推動模型透明度、可解釋性與決策溯源標準，落實異常事件溯源與問責流程，並積極參與國際監管協作平台，提升跨境監理效率與資訊互通。

二、完善 AI 金融資料治理與借鏡他國制度

為有效降低 AI 模型同質性所導致之同步交易風險，並強化市場資訊流通及

公平競爭，建議加速推動金融資料標準化與開放式資料平台的建置，訂定明確的資料治理規範，促使金融市場各參與者能依相同標準取得高品質、可驗證的交易及市場資料。同時，台灣宜借鏡歐洲、美國及日本針對使用演算法交易或高頻交易公司之註冊、資訊揭露及技術審查等監理制度，規劃適合國內市場結構的登記管理機制。對於相關機構，建議推動技術審查與策略申報，並針對非金融機構參與 AI 金融交易者，訂定資訊揭露、風險控管及適當參與門檻。

三、強化跨領域 AI 金融人才的培育與產業誘因

根據本研究第六章深度訪談結果，受訪者提及 AI 金融交易之發展，最關鍵的基礎在於「跨領域人才」的取得與培育。實務中，企業為爭取具備 AI 技術與金融專業背景的關鍵人才，正逐步調整其內部策略，而其主要障礙來自於台灣工程與資訊背景人才，因國內金融業於科技業結構性的薪酬落差，轉向以海外機構或科技大廠為職涯目標。對此，政府亦能積極提供競爭力較強的薪酬配套，並與國內外頂尖大學合作，共同培育新世代的量化分析師與金融工程師。此外，由業者進一步設計彈性的職涯路徑，鼓勵內部現有員工跨域學習並轉型參與 AI 相關專案，提升整體團隊的知識流動與創新動能。

四、落實 AI 金融倫理規範與投資人保護

綜觀本研究之發現，AI 技術廣泛應用於金融交易加劇了市場資訊不對稱、提高了普通投資人的參與門檻，並使市場公平性面臨挑戰。為因應上述問題，建議台灣宜落實 AI 金融倫理規範，並強化投資人保護措施。主管機關宜加強對大型金融機構及高頻、量化交易主導者的監管，並與交易所密切合作，制定資訊揭露和模型透明等要求。在法規制定上，可參考歐盟 Order-to-Trade Ratio (OTR) 機制，限制未成交掛單與成交比率以防止過度掛單與市場操縱；該機制依循 MiFID II 監

管目標，考量不同類別參與者之交易行為及流動性，對需頻繁掛單、撤單的造市商採不同上限，以兼顧流動性供給與市場秩序，防止少數業者憑藉技術或資本優勢壟斷市場。

此外，應擴大一般投資人的教育與宣導，將 AI 在金融市場的角色、影響及潛在風險納入金融知識普及，由主管機關與業界合作開發分眾課程與線上學習資源，協助投資人正確認識 AI 對投資決策、價格形成及市場公平性的影響，提升自我保護與風險意識。

附錄

問卷調查：人工智慧（AI）於金融交易領域之運用現況及影響

親愛的受訪者您好，誠摯感謝您撥冗填答問卷。本問卷旨在瞭解當前人工智慧（AI）於金融交易領域之運用現況及影響，在 AI 技術快速發展與突破下，探討其對金融市場的潛在風險及其在產業中的發展潛力與趨勢，您的寶貴意見對本研究極具價值，敬請您依實際經驗填答，所蒐集之資料僅供學術研究用途，絕不另作他用，請安心填寫。

第一部分 人工智慧於金融交易之運用現況

Q1. 您認為選擇將使用 AI 技術於金融交易的誘因為何？

- 提升市場競爭力
- 降低人工操作的成本
- 作為決策輔助工具，提高精準性
- 提升風險控制品質
- 追求交易的執行速度
- 其他（請說明）

Q2. 您認為使用 AI 技術於金融交易時，對於下列各項目的效益程度為何？（請依程度填寫 1~5 分，1 分表示完全無助益；3 分表示有部分助益；5 分表示極大助益）

- 提升投資操作績效
- 提升交易與決策效率
- 改善風險管理效果
- 提升市場趨勢預測能力

- 提高資料分析的精確性
- 降低人為錯誤與操作風險

Q3. 您認為下列選項在使用 AI 技術於金融交易的困難或限制程度為何？（請依困難程度填寫 1~5 分，1 分表示幾乎無困難；3 分表示具一定困難；5 分表示困難極高）

- 技術成本過高
- AI 人才短缺
- 資料品質不佳或不足
- AI 模型缺乏可解釋性
- 法規或監理限制

Q4. 請說明貴單位目前使用 AI 技術於金融交易的應用情況，例如：使用 AI 技術的範圍與深度、公司內部對使用 AI 交易上的接受程度、實際成效與限制。

Q5. 請說明貴單位未來在交易領域推動 AI 技術應用的方向與策略，例如：於交易中的其他應用與目標、開發重點或預期進展。

Q6. 請說明您認為目前臺灣（或您所熟悉的市場）在金融交易領域導入人工智慧技術的整體成熟程度。例如：AI 應用的普及程度、產業對 AI 交易的接受度、發展階段與應用深度等面向說明您的觀察。

第二部分 人工智慧於金融交易潛在影響與風險

Q1. 您認為當 AI 越來越廣泛運用於交易中，可能對市場造成那些潛在風險和影響？

- 市場波動度增加（如 AI 模型同質化、同步交易、共振效果）
- 資訊安全風險(模型被惡意操控或攻擊)
- 價格操縱與市場穩定性
- 自動化下單異常（如交易指令失控、閃崩觸發）
- 對中小投資人不利擴大(大型機構的資訊、技術優勢)
- 模型黑箱性導致的不可預測風險
- 其他（請說明）

Q2. 請說明您認為在人工智慧技術應用於金融交易後，是否仍存在其他潛在風險或議題尚未被關注或討論？例如：倫理道德、監管制度、責任歸屬等，請說明您認為可能出現的新型態風險與挑戰。

Q3. 請您提出監理機關在 AI 交易上可實施的政策建議，例如：監管架構、風險管控、透明度要求等層面之看法與觀點。您亦可舉例國際上目前在 AI 交易監理方面的具體案例加以說明。

Q4. 請說明貴單位未來是否會推動 AI 技術於交易領域之應用，例如：開發自動交易模型、降低人工操作的成本、作為決策輔助工具等等，若不考慮使用，主要原因可能是？

參考文獻

- Agarwal, A., Vats, S., Agarwal, R., Ratra, A., Sharma, V., & Gopal, L. (2023). Sentiment analysis in stock price prediction: A comparative study of algorithms. *2023 10th International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)*, 1403–1407.
<https://ieeexplore.ieee.org/document/10112565/?arnumber=10112565>
- Ayitey Junior, M., Appiahene, P., Appiah, O., & Bombie, C. N. (2023). Forex market forecasting using machine learning: Systematic literature review and meta-analysis. *Journal of Big Data*, 10(1), 9. <https://doi.org/10.1186/s40537-022-00676-2>
- Bank for International Settlements. (2022). *Triennial central bank survey: Global foreign exchange market turnover in 2022*.
https://www.bis.org/statistics/rpfx22_fx.pdf
- Banik, S., Sharma, N., Mangla, M., Mohanty, S. N., & S., S. (2022). LSTM based decision support system for swing trading in stock market. *Knowledge-Based Systems*, 239, 107994. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2021.107994>
- Byrd, D., Hybinette, M., & Balch, T. H. (2020). ABIDES: Towards High-Fidelity Multi-Agent Market Simulation. Proceedings of the 2020 ACM SIGSIM Conference on Principles of Advanced Discrete Simulation, 11–22.
<https://doi.org/10.1145/3384441.3395986>
- Choudhary, H., Orra, A., Sahoo, K., & Thakur, M. (2025). Risk-adjusted deep reinforcement learning for portfolio optimization: A multi-reward approach.

FinTech Journal, 18(7), Article 347. <https://doi.org/10.1007/s44196-025-00875-8>

Dakalbab, F., Talib, M. A., Nasir, Q., & Saroufil, T. (2024). Artificial intelligence techniques in financial trading: A systematic literature review. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 36(3), 102015.

<https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2024.102015>

Eckerli, F., & Osterrieder, J. (2021). Generative adversarial networks in finance: An overview (No. arXiv:2106.06364). arXiv.

<https://doi.org/10.48550/arXiv.2106.06364>

European Securities and Markets Authority. (2024). Consultation paper on order-to-trade ratios and liquidity provision requirements (ESMA70-872942-24-CP).

<https://www.esma.europa.eu>

European Securities and Markets Authority. (2025). Programming document 2026–2028.

European Securities and Markets Authority (ESMA). (2024). Guidelines on high-frequency trading systems and order-to-trade ratios (ESMA70-872942-24-EN).

<https://www.esma.europa.eu>

Financial Conduct Authority. (2024). *Annual report and accounts 2023–24*.

Financial Industry Regulatory Authority. (2024). *2023 annual financial report*.

Financial Services Agency. (2018). *For those engaging in High Speed Trading*.

<https://www.fsa.go.jp/en/regulated/hst/index.html>

- Financial Stability Board. (2024). *The financial stability implications of artificial intelligence*.
- Gong, Z., Zhong, P., & Hu, W. (2019). Diversity in Machine Learning. *IEEE Access*, 7, 64323–64350. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2917620>
- Hambly, B., Xu, R., & Yang, H. (2023). Recent advances in reinforcement learning in finance. *Mathematical Finance*, 33(3), 437–503.
<https://doi.org/10.1111/mafi.12382>
- Hong Kong Monetary Authority. (2020). *Sound risk management practices for algorithmic trading*. <https://brdr.hkma.gov.hk/eng/doc-ldg/docId/20200306-4-EN>
- Htun, H. H., Biehl, M., & Petkov, N. (2023). Survey of feature selection and extraction techniques for stock market prediction. *Financial Innovation*, 9(1), 26.
<https://doi.org/10.1186/s40854-022-00441-7>
- Hull, J. C. (2021). *Options, futures, and other derivatives* (11th ed.). Pearson.
- International Monetary Fund. (2020). *Global financial stability report: Markets in the time of COVID-19*.
- International Monetary Fund. (2024). *Global financial stability report: Steadying the course: Uncertainty, artificial intelligence, and financial stability*.
- Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, 31(3), 685–695. <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2>
- Japan Exchange Group. (2018). *Introduction of artificial intelligence to market*

surveillance operations. <https://www.jpx.co.jp/english/corporate/news-releases/0060/20180319-01.html>

Japan Exchange Regulation. (2023). *JPX-R annual report 2023*.

https://www.jpx.co.jp/english/regulation/public/dreu250000007zqp-att/JPX-R_Annual_Report_2023_E.pdf

KPMG. (2024). *KPMG global AI in finance report: Transforming into a new era with the AI-empowered finance function*.

<https://kpmg.com/cn/en/home/insights/2024/12/kpmg-global-ai-in-finance-report.html>

Lundberg, S., & Lee, S.-I. (2017). A Unified Approach to Interpreting Model Predictions (No. arXiv:1705.07874). arXiv.

<https://doi.org/10.48550/arXiv.1705.07874>

Li, Z., Tam, V., & Yeung, K. L. (2024). Developing a multi-agent self-adaptive deep reinforcement learning framework for dynamic portfolio risk management. arXiv preprint arXiv:2402.00515. <https://arxiv.org/abs/2402.00515>

Lin, C. Y., & Lobo Marques, J. A. (2024). Stock market prediction using artificial intelligence: A systematic review of systematic reviews. *Social Sciences & Humanities Open*, 9, 100864. <https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2024.100864>

Liu, Y., & Huang, Y. (2025). A multimodal deep learning framework for constructing a market sentiment index from stock news. *Big Data Research*, 41, 100535.

<https://doi.org/10.1016/j.bdr.2025.100535>

Liu, J. (2024). A Survey of Financial AI: Architectures, Advances and Open Challenges

(No. arXiv:2411.12747). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.12747>

Ndikum, P., & Ndikum, S. (2024). Industry-grade deep reinforcement learning for portfolio optimization: AlphaOptimizerNet. arXiv preprint arXiv:2403.07916.

<https://arxiv.org/abs/2403.07916>

Niu, H., Li, S., Zheng, J., Lin, Z., An, B., Li, J., & Guo, J. (2024). IMM: An imitative reinforcement learning approach with predictive representation learning for automatic market making. 7, 5999–6007. <https://doi.org/10.24963/ijcai.2024/663>

Rajhans, A., Das, T. K., Kumar, A., & Sinha, B. B. (2024). Exploring the impact of financial news sentiment on stock price forecasting: A comparative deep learning approach. In *Proceedings of the 2024 International Conference on Computing, Communication and Security (InCCCS 2024)*. IEEE.

<https://doi.org/10.1109/incccs60947.2024.10593315>

Roszyk, N., & Ślepaczuk, R. (2024). The hybrid forecast of S&P 500 volatility ensembled from VIX, GARCH and LSTM models (arXiv:2407.16780). arXiv.

<https://arxiv.org/abs/2407.16780>

Ribeiro, M. T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016). “Why Should I Trust You?”:

Explaining the Predictions of Any Classifier. Proceedings of the 22nd ACM

SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining,

1135–1144. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939778>

Sun, Y., Liu, L., Xu, Y., Zeng, X., Shi, Y., Hu, H., Jiang, J., & Abraham, A. (2024).

Alternative data in finance and business: Emerging applications and theory analysis (review). *Financial Innovation*, 10(1), 127. <https://doi.org/10.1186/s40854-024-00652-0>

Sadeghi, A., Daneshvar, A., & Madanchi Zaj, M. (2021). Combined ensemble multi-class SVM and fuzzy NSGA-II for trend forecasting and trading in Forex markets. *Expert Systems with Applications*, 185, 115566.

<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115566>

Singapore Exchange. (2020). SGX RegCo uses AI to enhance surveillance activities.

<https://www.sgxgroup.com/media-centre/20200212-sgx-regco-uses-ai-enhance-surveillance-activities>

Sun, R., Stefanidis, A., Jiang, Z., & Su, J. (2024). Combining transformer-based deep reinforcement learning with Black-Litterman model for portfolio optimization.

arXiv preprint arXiv:2402.16609. <https://arxiv.org/abs/2402.16609>

Thapa, S., Sharma, V., & Vats, S. (2024). Algorithmic forex trading: Expert advisor implementation of automated strategies. *2024 2nd International Conference on Disruptive Technologies (ICDT)*, 347–352.

<https://doi.org/10.1109/ICDT61202.2024.10489230>

Théate, T., & Ernst, D. (2021). An application of deep reinforcement learning to

algorithmic trading. *Expert Systems with Applications*, 173, 114632.

<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114632>

U.S. Securities and Exchange Commission. (2014). *Trading markets: Frequently asked questions*. <https://www.sec.gov/rules-regulations/staff-guidance/trading-markets-frequently-asked-questions/divisionsmarketregfaq-0>

U.S. Securities and Exchange Commission. (2024). Examinations priorities for fiscal year 2025. <https://www.sec.gov/files/2025-exam-priorities.pdf>

U.S. Securities and Exchange Commission. (2024). Statement on dealer-trader rulemaking and high-frequency trading. <https://www.sec.gov/newsroom/speeches-statements/lizarraga-statement-dealer-trader-020624>

U.S. Securities and Exchange Commission. (2024). Market Information Data Analytics System (MIDAS). <https://www.sec.gov/securities-topics/market-structure-analytics/midas-market-information-data-analytics-system>

Vicari, M., & Gaspari, M. (2021). Analysis of news sentiments using natural language processing and deep learning. *AI & SOCIETY*, 36(3), 931–937.
<https://doi.org/10.1007/s00146-020-01111-x>

Vishwakarma, V. K., & Bhosale, N. P. (2024). A survey of recent machine learning techniques for stock prediction methodologies. *Neural Computing and Applications*, 37(4), 1951–1972. <https://doi.org/10.1007/s00521-024-10867-y>

Yan, R., Jin, J., & Han, K. (2024). Reinforcement learning for deep portfolio

optimization. *Electronic Research Archive*, 32(9), 5176–5200.

<https://doi.org/10.3934/era.2024239>

Yang, H., Liu, X.-Y., Zhong, S., & Walid, A. (2020). Deep reinforcement learning for automated stock trading: An ensemble strategy (SSRN Scholarly Paper No.

3690996). Social Science Research Network. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3690996>

Yu, K., Shen, Q., Lou, Q., Zhang, Y., & Ni, X. (2024). A deep reinforcement learning approach to enhancing liquidity in the U.S. municipal bond market: An intelligent agent-based trading system. *Journal of Advanced Computing Systems*, 4(3), Article 3. <https://doi.org/10.69987/JACS.2024.40301>

Zhang, Y., Wang, X., & Zhao, L. (2024). A hybrid GARCH and deep learning method for volatility prediction. *Journal of Applied Mathematics*, 2024, Article 6305525.

<https://doi.org/10.1155/2024/6305525>

臺灣證券交易所 (2024)。展望人工智慧 (AI) 監管趨勢。

https://www.twse.com.tw/market_insights/zh/detail/8a8216d6904d181101905e34532c006e

金融監督管理委員會 (2024 年 5 月 20 日)。金管會公布金融業應用人工智慧(AI)調查結果。

https://www.fsc.gov.tw/ch/home.jsp?id=96&parentpath=0,2&mcustomize=news_view.jsp&dataserno=202505200001&dtable=News